

**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS
DEPARTAMENTO DE FINANÇAS E CONTABILIDADE
GRADUAÇÃO DE CIÊNCIAS ATUARIAIS**

GABRIEL PORTO MONTENEGRO HENRIQUES

**MODELOS DE GERENCIAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO:
ANÁLISE DE CASO DE UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO**

João Pessoa
2016

GABRIEL PORTO MONTENEGRO HENRIQUES

**MODELOS DE GERENCIAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO:
ANÁLISE DE CASO DE UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO**

Monografia apresentada ao
Departamento de Finanças e
Contabilidade da Universidade Federal
da Paraíba, para obtenção do título de
Bacharel em Ciências Atuariais.

Orientador: Prof. Me. Victor Hugo Dias Diógenes

João Pessoa

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

H519m Henriques, Gabriel Porto Montenegro.

Modelos de gerenciamento / Hellio D'Angeles Augusto Xavier. –
João Pessoa, 2016.

69f. : il.

Orientador: Prof. Me. Victor Hugo Dias Diógenes.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Ciências

GABRIEL PORTO MONTENEGRO HENRIQUES

**MODELOS DE GERENCIAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DO
RISCO DE CRÉDITO:
ANÁLISE DE CASO DE UMA COOPERATIVA DE CRÉDITO**

Esta monografia foi julgada adequada para obtenção do grau de Bacharel em Ciências Atuariais, e aprovada em sua forma final pela Banca Examinadora designada pela Coordenação do Curso de Ciências Atuariais da Universidade Federal da Paraíba.

Monografia defendida em 18/05/2016 com conceito 9,00

BANCA EXAMINADORA


Orientador: Professor Me. Victor Hugo Dias Diógenes – UFPB


Membro: Professor Dr. Luiz Felipe de Araújo Pontes Girão – UFPB


Membro: Professor Me. Ionara Stefani Viana de Oliveira – UFPB

AGRADECIMENTOS

A esta universidade, seu corpo docente, direção e administração que me concederam a oportunidade de alcançar este momento, vislumbrando um novo horizonte superior, centrado na confiança e ética aqui presentes.

A Unicred Central Norte e Nordeste, em especial as pessoas de Robinson Kokeny, Ricardo Passos e José Humberto Santos que me auxiliaram na coleta e permissão do uso dos dados utilizados neste trabalho.

A meu orientador Victor Hugo Dias Diógenes, por todo suporte oferecido, pela disponibilidade de tempo, correções e incentivos.

Ao Luiz Santos e Luciana Reinaldo que se dispuseram inúmeras vezes para auxiliar a elaboração deste trabalho.

Aos meus pais e família, pelo amor, paciência, incentivo e apoio incondicional.

E a todos aqueles que diretamente ou indiretamente contribuíram para realização deste trabalho e da minha formação acadêmica, o meu muito obrigado.

RESUMO

O presente trabalho busca analisar o risco de crédito através de técnicas estatísticas da análise de sobrevivência. As técnicas utilizadas permitem verificar o tempo de falha, inadimplência, da operação e assim verificar quais as variáveis que possuem uma maior significância nesta falha. A amostra dos dados é composta por aproximadamente 9.000 operações de crédito de pessoa física, das cooperativas que fazem parte do Sistema Unicred Norte e Nordeste. Após realização das técnicas selecionadas verificou-se que as principais variáveis que impactam na chance de inadimplência são: risco de mercado e restrição Serasa, concluindo que para a amostra analisada o modelo de risco de mercado proposto pelo Banco Central do Brasil é um modelo consistente.

Palavras-chave: risco de crédito, análise de sobrevivência, inadimplência.

ABSTRACT

Searches to analyze credit scoring by means of statistical techniques of survival analysis. Such techniques enable to check both failure time and default of the operation, and thus, to identify which variables present a greater significance in such a failure. Data sample is constituted by approximately 9.000 credit operations of natural person of cooperatives that are part of North and Northeast's UNICRED System. After the accomplishment of the selected techniques, what was perceived is that the main variables which impact the chance of default are: market risk and SERASA's restraint as well, getting to the conclusion that, for the studied sample, the market risk model, as proposed by Brazil's Central Bank, is a solid one.

Keywords: Credit scoring, default, survival analysis.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 01 – Kaplan-Meier para sobrevivência da população geral	26
Gráfico 02 – Função de risco para população geral	27
Gráfico 03 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao estado civil	30
Gráfico 04 – Função de risco para população em relação ao estado civil	30
Gráfico 05 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à escolaridade	32
Gráfico 06 – Função de risco para população em relação à escolaridade	32
Gráfico 07 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à profissão	34
Gráfico 08 – Função de risco para população em relação à profissão	34
Gráfico 09 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao gênero	36
Gráfico 10 – Função de risco para população em relação ao gênero	36
Gráfico 11 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao nível de renda mensal	38
Gráfico 12 – Função de risco para população em relação ao nível de renda mensal	38
Gráfico 13 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao risco de mercado	40
Gráfico 14 – Função de risco para população em relação ao risco de mercado	40
Gráfico 15 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à situação no Serasa	42
Gráfico 16 – Função de risco para população em relação à situação no Serasa	42

LISTA DE TABELAS

Tabela 01 – Descrição das variáveis	23
Tabela 02 – Análise descritiva das variáveis	24
Tabela 03 – Média e mediana para tempo de sobrevivência geral	25
Tabela 04 – Distribuição da probabilidade de sobrevivência pelo tempo	27
Tabela 05 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao estado civil	29
Tabela 06 – Comparações globais em relação ao estado civil	29
Tabela 07 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à escolaridade	31
Tabela 08 – Comparações globais em relação à escolaridade	31
Tabela 09 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à profissão	33
Tabela 10 – Comparações globais em relação à profissão	33
Tabela 11 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao gênero	35
Tabela 12 – Comparações globais em relação ao gênero	35
Tabela 13 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à renda	37
Tabela 14 – Comparações globais em relação à renda mensal	37
Tabela 15 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao risco de mercado	39
Tabela 16 – Comparações globais em relação ao risco de mercado	39
Tabela 17 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à situação no Serasa	41
Tabela 18 – Comparações globais em relação à situação no Serasa	41
Tabela 19 – Resumo dos dados observados	43
Tabela 20 – Teste de coeficientes no modelo de regressão de Cox	43
Tabela 21 – Variáveis presentes na equação por etapas	44

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
2. REFERENCIAL TEÓRICO	13
2.1. Crédito	13
2.2. Risco Crédito	14
2.3. Modelos de risco de crédito	15
2.4. Inadimplência	17
3. METODOLOGIA	18
3.1. Análise de sobrevivência	18
3.1.1. Censura	19
3.1.2. Estimador de Kaplan-Meier	20
3.1.3. Modelo de regressão Cox	20
3.2 Dados	22
3.2.1 Variáveis	22
3.2.2 Análise descritiva de variáveis	23
4. RESULTADOS	25
4.1. Kaplan-Meier	25
4.2. Modelo de regressão de Cox	43
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	46
REFERÊNCIAS	47
APÊNDICES	51

1. INTRODUÇÃO

As operações de crédito estão diretamente ligadas ao aumento do consumo e, por consequência, ao desenvolvimento da economia como um todo. Uma medida que ilustra a importância do mercado de crédito é o percentual do volume financeiro desse mercado no Produto Interno Bruto (PIB) nacional.

O montante das operações de crédito em outubro de 2015 representava 54,7% do PIB, com um crescimento de 16,44% no período de dezembro/2013 a outubro/2015, segundo o Banco Central do Brasil. Esses números ratificam a pertinência de estudos relacionados a esse tipo de mercado, conforme Thomas (2002), Spetnova (2002) e Casanova (2013).

De acordo com o cenário econômico no ano de 2015, no qual são verificadas variações negativas em alguns setores da economia e a retração no PIB de 3,8% no ano de 2015 (*Serasa Experian*), as instituições financeiras, buscando uma maior segurança e menor chance de falência, procuram estabelecer modelos para gerenciamentos internos de riscos de crédito, que é a chance ou probabilidade do tomador do crédito não honrar com o pagamento da operação, fornecendo um melhor suporte no processo decisório da concessão de crédito.

Além do risco de crédito, as instituições financeiras devem analisar o impacto do rebaixamento das notas de créditos do Brasil por diversas agências de riscos, como: *Moody's*, *S&P* e *Austin Rating*. Matos e Costa (2012) explicam que o rebaixamento nas notas de créditos implicará na captação de recursos, dado que o número de investidores diminuiu com o aumento do risco, e, por consequência, na oferta de crédito por parte das instituições.

O momento de crise econômica do país fez com que a procura de crédito recuasse em 3,9% na comparação entre setembro de 2015 e outubro de 2015. No entanto, ao comparar o acumulado no ano de 2015 tem-se um crescimento de 1,9% (no período de janeiro a outubro) em relação a 2014, dados obtidos no site do *Serasa Experian*. Com base nos dados analisados, os quais possuem renda média superior a R\$ 10.000,00, a variação entre outubro de 2015 e setembro de 2015 recuou em 0,7% e em relação ao acumulado do ano houve um crescimento de 1,0%.

Em contrapartida a diminuição da demanda por parte dos consumidores, houve um aumento na inadimplência, atingindo o recorde histórico brasileiro. Em agosto de 2015 o número de brasileiros com dívidas em atrasos era de 57,2 milhões e o número de empresas inadimplentes de 4,0 milhões. As dívidas somadas equivalem ao montante de R\$ 246 bilhões,

ou aproximadamente 17,22% do PIB. Este alto percentual de participação demonstra a necessidade da especificação de modelos mais seguros para concessão de crédito.

Diante das evoluções históricas e da participação das operações de crédito no PIB de qualquer país, surgiram diversos estudos buscando melhorar os métodos para concessão de crédito. Iniciando os estudos com os trabalhos de Fisher (1936), que utilizaram modelos estruturados com base nas regressões logísticas, técnica também conhecida como *credit scoring*, diferenciando os pagadores entre bons e maus.

Uma técnica alternativa para análise do risco de crédito é a análise multivariada, com foco na análise discriminante. Caouette et al. (1999) destacam que apesar de não ser tão difundida quanto às demais técnicas estatísticas, a análise discriminante tem sido regularmente aplicada na construção de modelos destinados à inadimplência de pessoas físicas.

Gimenes e Uribe-Opazo (2001) evidenciam que a análise discriminante permite descobrir as ligações que existem entre uma variável qualitativa a ser explicada e um conjunto de variáveis quantitativas explicativas; permitindo prever os valores da variável dependente. Diante deste modelo de previsão é possível realizar uma classificação de risco e, assim, obter um diagnóstico preliminar do provável comportamento do cliente, aprovando ou não a concessão de crédito (VASCONCELOS, 2004).

Paralelamente, Narain (1992) sugeriu utilizar a Análise de Sobrevivência como metodologia alternativa para os problemas dos modelos existentes na época. Esta técnica busca analisar o tempo de falha, ou seja, quanto tempo o cliente leva para se tornar inadimplente; analogamente, também é analisada a fração de cura, percentual dos clientes que não falharam ao longo do pagamento.

Stepanova (2001) e Spetanova e Thomas (2002) analisaram o risco de crédito utilizando a análise de sobrevivência com ênfase no tempo de falha, entretanto é importante saber qual a fração de cura da sua população, conforme dito anteriormente, quantos indivíduos não falharam.

Verificando-se esta necessidade de encontrar um modelo onde é possível verificar a fração de cura, Berkson e Gage (1952) propuseram um estudo que verifica esta informação, analisando em qual distribuição de probabilidade o modelo se ajusta melhor aos dados da amostra.

Diante dos diversos estudos analisados, fica evidente que para a organização que oferta crédito saber qual a melhor forma de analisar o risco de crédito; para, assim, ter uma maior segurança quando for realizar a concessão do mesmo.

Desse modo, o objetivo desse trabalho é desenvolver um modelo de risco de crédito consistente, utilizando-se de técnicas de análise de sobrevivência, por meio do estimador de Kaplan-Meier e a regressão de Cox, para as operações de crédito do Sistema Unicred Norte e Nordeste. A amostra estudada é composta por 9.106 realizada entre os anos de 2007 e 2015.

O intuito desse trabalho é obter um modelo seguro e bem ajustado que auxilie na decisão da organização em ceder ou não o crédito, supondo que essas decisões devem ser tomadas de forma racional e apoiadas nas diversas técnicas voltadas para modelos de risco de crédito.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Crédito

A Lei de Responsabilidade Fiscal (LC 101/100) no seu artigo 29º, inciso III, primeiro parágrafo dispõe que operação de crédito é todo o compromisso financeiro assumido em razão de mútuo, abertura de crédito, emissão e aceite de título, aquisição financeira de bens, recebimento antecipado de valores provenientes da venda a termo de bens e serviços, arrendamento mercantil e outras operações similares, entre outras operações.

Credito significa, em uma palavra, confiança. Confiança em uma pessoa (física ou jurídica) que assume o compromisso hoje (o crédito propriamente dito) através de uma obrigação futura (CARVALHO, 2011).

Ainda segundo Carvalho (2011), as operações de crédito nas instituições financeiras consistem em colocar à disposição dos seus clientes uma determinada quantia e, em contrapartida, recebem o direito de receber no futuro o valor que foi disponibilizado acrescido de uma taxa de juros, onde este juro é a remuneração do capital. Os valores que são disponibilizados para empréstimos são oriundos de captações dos próprios clientes da instituição, e por esta captação a instituição tem a obrigação de remunerar os seus “fornecedores”.

A disponibilização de crédito pode fomentar a produção (na visão das pessoas jurídicas) e o consumo (ênfase nas pessoas físicas). Com maior produção e maior consumo, o crédito passa a ser fator importante no processo inflacionário, podendo impactar na inadimplência dos tomadores (YANG, 2012). Ainda de acordo com Yang (2012) a variação percentual positiva no Índice de Preços ao Consumidor (IPC) causou um aumento na taxa de inadimplência.

Logo, como a operação de crédito busca oferecer um serviço para o tomador e uma remuneração para o prestador, a operação remete-se a uma análise de risco e retorno, explicada por Markowitz (1952) com o artigo *Portfolio Selection*.

Portanto, espera-se que as decisões sejam tomadas de forma racional. Diante disto, é necessário conhecer os métodos para decisão de conceder ou não a operação de crédito; e, por isto, é necessário gerenciar o risco assumido. Estudos que se iniciaram com Fisher (1936) e que segundo Thomas (2009) tinha como premissa básica a classificação dos dados de empréstimos em bons e maus tomadores.

2.2 Risco de crédito

Segundo Caouette *et al.* (2000, p. 1), “se crédito pode ser definido como a expectativa de recebimento de uma soma em dinheiro em um prazo determinado, então Risco de Crédito é a chance que esta expectativa não se concretize”.

Paralelamente o Comitê de Basiléia sobre Supervisão Bancária – BCBS (1988) definiu risco de crédito como a possibilidade de um tomador de crédito ou contraparte falhar no pagamento de suas obrigações em relação aos termos contratados.

As instituições financeiras utilizam diversas formas de gerenciamento do risco de crédito para ter uma melhor precificação das taxas que devem utilizar e assim garantir sua solvência. É de suma importância ter boa especificação nas taxas que as instituições devem utilizar com base nos clientes, estabelecendo os parâmetros mínimos em que a empresa está disposta a conceder o crédito para o nível de risco estabelecido.

Segundo o Banco Central do Brasil (Resolução 2.682, artigo 1º I/IX), as instituições financeiras que estão autorizadas a comercializar os produtos de créditos devem classificar as suas operações de acordo com os níveis crescentes de risco: nível AA, nível A, nível B, nível C, nível D, nível E, nível F, nível G e nível H.

A classificação dos níveis de risco, conforme citado, é de obrigação da instituição, entretanto esta ferramenta deve seguir certos critérios estabelecidos pelo Banco Central do Brasil (Resolução 2.682, artigo 2º I, II). Eles devem ser consistentes e verificáveis em casos de auditorias, baseados em informações internas e externas e justificados pelos seguintes aspectos:

- a) Em função do devedor e seus avalistas:
 - a. Situação atual econômico-financeira;
 - b. Grau de endividamento, percentual do faturamento/renda que já está comprometido com outras operações;
 - c. Disposição para gerar resultados e renda, diferenciação para pessoas físicas e jurídicas;
 - d. Fluxo de caixa futuro, pessoa jurídica;
 - e. Administração e qualidade de controles, dados históricos dos tomadores;
 - f. Pontualidade e atrasos nos pagamentos, caso o tomador já tenha algum outro contrato vigente com o prestador;

- g. Contingência, valor provisionado para perdas;
 - h. Setor de atividade, avaliar o setor em que o tomador está inserido para verificar a situação do setor no mercado; e
 - i. Limite de crédito;
- b) Em relação à operação:
- a. Natureza e finalidade da operação, operações com naturezas específicas tendem a ser mais seguras;
 - b. Características das garantias, operações com garantias suficientes e líquidas são mais atrativas; e
 - c. Valor/custo da operação;

Além das classificações por níveis de riscos, existem diversos modelos que fornecem informações importantes para subsidiar a concessão de crédito. Conforme Thomas et al. (2002) existe racionalidade em modelos estatísticos que viabilizem a classificação de risco e a tomada de decisão frente à concessão, ou não, do crédito. Os acordos das Basileia sugerem que cada instituição construa seu próprio modelo para gerenciamento de risco com base nos dados dos seus clientes e históricos (BACEN).

2.3 Modelos de risco de crédito

O ponto de partida para a concessão de crédito é a análise de risco do tomador. Toda a operação de crédito, do ponto de vista da instituição, depende desta análise, uma vez que se o risco for mal avaliado a empresa certamente irá perder dinheiro (SWIDERSKI et al., 2012).

Gouvêa *et al.* (2013) supõem que existem duas maneiras básicas para análise do risco de crédito: análise subjetiva, por meio de variáveis qualitativas; ou por meio da classificação do tomador. A segunda forma de análise é instrumento para estudos das grandes organizações, buscando assim, ter um modelo preciso, por meio das técnicas denominadas de *credit scoring*.

As técnicas utilizadas para determinar qual o modelo mais adequado para cada organização parte da condensação de várias informações quantitativas e qualitativas dos proponentes refletindo uma pontuação referente à capacidade de pagamento das obrigações (MILERIS, 2012).

Diversos autores estabelecem alguns pressupostos para que a construção de um modelo de *credit scoring* seja consistente e, assim, possa ser utilizado para análise da concessão de

crédito. Segundo Gouvêa *et al.* (2013) existem sete pressupostos que dão consistência a construção do modelo, tratando os pressupostos como passos para assim construir o modelo.

Alguns pressupostos que serão utilizados nesta análise são:

- a) Base histórica de clientes: é de se esperar que os clientes possuam um padrão de comportamento ao longo do tempo, esta é a suposição básica para elaboração de qualquer modelo de avaliação de crédito. Trevisaniet al. (2004) dizem que a disponibilidade e qualidade da base de dados são fundamentais para o sucesso do modelo;
- b) Classificação dos clientes: as instituições classificam seus clientes/tomadores de acordo com a própria política de crédito, usualmente eles são classificados em bons e maus pagadores, variando de acordo com cada instituição. Esta classificação em apenas duas classes se dá devido à facilidade de trabalhar com resposta binária. Diversos autores, como Lima et al. (2009), utilizam esta classificação para realização de estudos acadêmicos e no mercado;
- c) Análise descritiva e preparação dos dados: analisar cada variável, individualmente, utilizando ferramentas estatísticas para assim conhecer os dados que estão sendo analisados;
- d) Escolha e aplicação da técnica utilizada para elaboração do modelo: as principais técnicas utilizadas atualmente para mensuração do risco de crédito são a Regressão Logística, Redes Neurais, Análise Discriminante, Regressão Linear, Árvores de Decisão e Análise de Sobrevivência. Estudos realizados anteriormente demonstram que não há um método que se sobre sai aos demais, a escolha da técnica depende da estrutura dos dados e as variáveis que serão utilizadas (SADATRASOUL, 2013); e
- e) Critérios para aderência dos modelos: usualmente são utilizados os indicadores de acertos, para análises de regressão, e a estatística de Kolmogorov-Sminorv (GOUVÊA *et al.*, 2013).

2.4 Inadimplência

De acordo com o Código do Processo Civil Brasileiro, no seu artigo 580, considera-se como inadimplente o devedor que não satisfaça a obrigação certa, líquida e exigível, consubstanciada em título executivo. (Redação dada pela Lei nº 11.382, de 2006).

O BCBS (2006) define como inadimplência o não pagamento em relação a um devedor específico quando o banco considerar improvável que o devedor pague na totalidade suas obrigações, sem que se tenha que recorrer à utilização de garantias e que o devedor esteja atrasado em mais de 90 dias em alguma obrigação material.

Como vimos anteriormente, segundo os acordos da Basiléia, cada instituição deve utilizar seu próprio modelo para gerenciamento de risco e, no caso do estudo, a instituição define um prazo inferior ao adotado, neste caso o prazo será de 60 dias, e o cliente passa a ser inadimplente quando ocorrer atraso em 60 dias no pagamento da operação de crédito.

Conforme mencionado anteriormente, é importante verificar o impacto da inadimplência nas políticas micro e macro econômicas, sabendo que o volume de inadimplência representa 17,22% do PIB e o volume da oferta de crédito 54,7% do PIB, o crédito tem um peso considerável nas decisões políticas e econômicas de um país.

3. METODOLOGIA

Neste tópico serão apresentados os métodos a serem utilizados para estimação dos modelos de *Credit Scoring*. De acordo com o objetivo do presente trabalho a técnica a ser utilizada é a análise de sobrevivência, analisando a inadimplência em relação ao tempo ocorrido.

3.1 Análise de sobrevivência

A análise de sobrevivência é uma técnica estatística que analisa uma variável aleatória positiva. Usualmente, essa variável é o tempo até a ocorrência de um determinado evento de interesse, também chamado de tempo de sobrevivência (Kleinbaum e Klein, 1996).

Silva (2012) menciona que o tempo é uma variável importante para pesquisas na área de Finanças e também para a área de Risco. O precursor nos estudos empíricos em análise de sobrevivência e técnicas estatísticas para classificação temporal de risco de crédito foi Narain (1992).

Um dos principais fatores da Análise de Sobrevivência ter sido bastante difundida nos últimos anos para estudos com análise de crédito, é devido ao fato de que esta ferramenta é bastante flexível para construção de modelos de riscos de crédito, principalmente devido à possibilidade de inclusão de variáveis macroeconômicas, como, por exemplo, nos trabalhos realizados por Banasik et al. (1999) e Thomas e Stepanova (2002).

As técnicas da Análise de Sobrevivência vêm sendo utilizadas frequentemente em diversos tipos de estudos, são alguns exemplos:

- a) Thomas e Stepanova (2002) utilizaram a técnica para análise de risco de crédito e aplicaram a modelagem de preços de títulos;
- b) Andreeva (2006) analisou dados de crédito rotativo em cartões de crédito para realizar estimativas de duração de um empréstimo; e
- c) Malik e Thomas (2009) estudaram a possibilidade de *default* por meio de dados de uma carteira de empréstimos.

A técnica de sobrevivência, segundo Silva (2012), consiste na modelagem de tempo para dados de eventos modificados no decorrer do tempo, onde é estudada a variável tempo até a ocorrência do evento de interesse, tempo de falha, permitindo a observação de dados censurados, quando o evento não ocorre ou não permite a verificação.

3.1.1 Censura

As censuras são observações incompletas ou parciais do tempo de sobrevivência ocasionadas por saírem da amostra ou por serem considerados como dados curados (COLOSIMO; GIOLO, 2006). Dessa forma, as censuras podem ocorrer antes que o evento de interesse aconteça em relação aos casos da amostra.

Kachan (1999) afirma que a censura é a principal característica para modelagem de sobrevivência, definindo o tempo decorrido até um evento de interesse, e que tal fato representa inúmeros desafios. Desafios como o exposto por Colosimo e Giolo (2006), que relatam que a ocorrência da censura pode ser por diversos motivos e, em função disto, não ocorrer o evento de interesse.

Segundo Kleinbaum e Klein (1996), existem três tipos de censuras:

- a) Tipo I: censura à direita, quando o estudo é terminado após um período preestabelecido de tempo, quando o estudo termina e a variável analisada não ocorre;
- b) Tipo II: é aquela onde o estudo será terminado após ter ocorrido o evento de interesse; e
- c) Tipo III: a observação é retirada no decorrer do estudo sem ter ocorrido o evento de interesse, nestes casos considera-se a censura tipo I.

$$h(t) = \lim_{\delta t \rightarrow 0} \left(\frac{P(t \leq T < t + \delta t | T \geq t)}{\delta t} \right) \quad (3.1)$$

Para Kachman (1999), é por meio dessa função que se mede o risco do evento ocorrer no tempo t , entretanto, a probabilidade de falha até o tempo t é dada pela função de sobrevivência, descrita na equação (3.8) abaixo.

A partir da função de risco, podemos obter a probabilidade de sobrevivência no tempo t por meio da seguinte equação:

$$S(t) = P(T \geq t) = \exp\left(-\int_0^t h(u) du\right) \quad (3.2)$$

Ainda segundo Bellotti e Crook (2007), a equação (3.8) permite observar a probabilidade até o tempo t , em relação aos dados. Representando, portanto, a probabilidade da

não ocorrência do evento por parte de alguns membros da população em um determinado período de tempo t .

3.1.2 Estimador de Kaplan-Meier

Segundo Ferreira (2008), este é o estimador mais utilizado em estudos estatísticos e atuariais. Proposto por Kaplan e Meier (1958), o teste é um método não paramétrico baseado em dados quantitativos que gera uma função de distribuição no tempo até a ocorrência de um determinado evento, funciona como função *step* com descontinuidades ou saltos em momentos nos quais se observa a interrupção da continuidade no tempo da variável observada.

Kaplan e Meier (1958) definiram o estimador por meio da seguinte equação:

$$S_{KM}(t) = \prod_{i|t < t_i} \frac{n_i - d_i}{n_i} \quad (3.3)$$

Onde d_i é o número de falhas no tempo t_i e n_i é o número de indivíduos que não falharam e não foram censurados até o tempo t_i . Kaplan e Meier (1958) estudaram as propriedades assintóticas do estimador e concluíram que o estimador é não viciado em grandes amostras.

As vantagens de se trabalhar com o estimador de Kaplan-Meier é que ele atende a algumas características que são interessantes do ponto de vista econométrico, ou seja, ele é não viciado para grandes amostras e é um estimador de máxima verossimilhança, (PAVÃO, 2013).

Segundo Bustamante-Teixeira, Faerstein e Latorre (2002) a comparação de curvas de sobrevivências das diversas categorias de uma única variável independente é possível por meio desta técnica, para aplicação desta comparação é recomendando a utilização do teste *log-rank* (Cox & Oakes, 1984; Kleinbaum, 1995), o teste é baseado na diferença entre óbitos observados e esperados.

3.1.3 Modelo de regressão de Cox

O modelo de Cox permite a análise de dados provenientes de tempo de vida, em que a resposta é o tempo até a ocorrência de um evento de interesse, ajustado por co-variáveis (Colosimo, 2001).

Bressan (2004) define o modelo de risco proporcional de Cox da seguinte forma: sendo t o tempo até a insolvência de determinada cooperativa de crédito rural, pede-se, então definir

a função de sobrevivência dada por $S(t)$ como a probabilidade de uma cooperativa sobreviver mais do que t períodos, através da seguinte equação:

$$S(t) = \Pr[T > t] = 1 - F(t) \quad (3.4)$$

Onde, $F(t)$ é a função de distribuição cumulativa do tempo de insolvência. Analisando a definição acima e aplicando ao nosso objeto de estudo, a insolvência de determinada empresa será substituída pela inadimplência de determinado cliente.

Embora possamos descrever a distribuição do tempo de inadimplência por $F(t)$, Cox e Oakes (1984) verificam que existe uma série de vantagens em estimar a função de risco $h(t)$, descrita abaixo (3.11), no lugar da $F(t)$. A função de risco retorna a probabilidade de falha no instante seguinte, dada que a observação sobreviveu até o tempo t .

$$h(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P[t < T < t + \frac{dt}{T} > t]}{dt} = \frac{-S'(t)}{S(t)} \quad (3.5)$$

Ainda segundo Cox e Oakes (1984), uma vez obtida à estimação de $h(t)$, as funções de cumulativa de sobrevivência e função de densidade de probabilidade podem ser estimadas a partir das seguintes equações:

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\int_0^t h(u) du\right] \quad (3.6)$$

e

$$f(t) = F'(t) \quad (3.7)$$

Bressan (2004) supõe que $h(t/X, \beta)$ seja a função de risco no tempo t , onde X representa um conjunto de variáveis que afetam a probabilidade de inadimplência e os β , os coeficientes que descrevem como cada variável afeta a probabilidade de inadimplência a serem estimados. Neste caso, tem-se que em um modelo de risco proporcional, o efeito das variáveis explicativas é multiplicar a função de risco de um cliente médio, $h_{o(t)}$, por alguma função $\varphi(X, \beta)$ dos desvios das variáveis explicativas de seus valores médios.

O modelo de risco proporcional que será utilizado consiste em:

$$\varphi(X, \beta) = \exp(X', \beta) \quad (3.8)$$

E por consequência, a função de risco é, então, dada por:

$$h(t/X, \beta) = h_0(t) \exp(X', \beta) \quad (3.9)$$

3.2 Dados

Para realização do estudo foram selecionados dados das operações de crédito para pessoa física, realizadas entre setembro de 2007 e outubro de 2015 em cooperativas que fazem parte do Sistema Unicred Norte Nordeste. Foram analisadas aproximadamente 9.000 operações de crédito.

A instituição financeira utilizada como base neste trabalho concordou em fornecer parte dos dados de seu cadastro de clientes desde que fosse mantida confidencialidade dos clientes pesquisados. Diante desta limitação os dados serão analisados em termos gerais, sem nenhuma identificação individualizada.

Como afirmado anteriormente, dentro do tópico de inadimplência, a instituição financeira analisada classifica inadimplência como atraso superior a 60 dias no pagamento da operação de crédito.

3.2.1 Variáveis

São necessárias diversas características de um indivíduo para assim analisar o risco de crédito do mesmo. A escolha das variáveis a serem consideradas por este trabalho teve como critério a identificação das variáveis mais utilizadas nas referências pesquisadas.

As variáveis foram classificadas como dependentes e independentes, onde a primeira refere-se à inadimplência ou não inadimplência e a segunda aos fatores que contribuíram para estes resultados. Foi apresentado um total de 12 variáveis que serão descritas abaixo.

Tabela 01 – Descrição das variáveis.

Variável	Tipo	Definição	Categoria
Status	Dependente	Status do empréstimo	0 – Não inadimplência 1- Inadimplência
Tempo	Independente	Quantidade de tempo que o indivíduo possui a operação	Variável contínua
Idade	Independente	Representa a idade do indivíduo analisado	Variável contínua
estado civil	Independente	Grupo do estado civil ao qual o indivíduo pertence	0 – Não casado 1 – Casado
escolaridade	Independente	Grupo de escolaridade do indivíduo analisado	0 – Não superior 1 – Ensino superior
profissão	Independente	Representa a profissão do indivíduo analisado	0 – Não médico 1 – Médicos
gênero	Independente	Grupo do sexo ao qual o indivíduo pertence	0 – Feminino 1 – Masculino
renda_mensal	Independente	Representa o valor da renda mensal do indivíduo analisado	Variável contínua
renda_mensal_2	Independente	Representa o nível da renda mensal do indivíduo analisado	0 – Se renda mensal \leq 16.502,79 1 – Se renda mensal $>$ 16.502,79
risco_mercado	Independente	Representa a quantificação do risco de mercado do indivíduo, determinado pela metodologia do BACEN.	0 – Outros níveis 1 – Risco A ou B
anos_experiência	Independente	Representa a quantidade de anos que o indivíduo tem com a instituição	Variável contínua
restrição	Independente	Grupo de restrição (Serasa) ao qual o indivíduo pertence	0 – Não consta 1 – Consta

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

3.2.2 Análise descritiva das variáveis

Após definir quais as variáveis que serão analisadas para elaboração do modelo de *credit scoring*, analisou-se as principais estatísticas descritivas. Ressaltando que todas as variáveis têm 9.106 observações.

Tabela 02 – Análise descritiva das variáveis.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Status	0,24	0,43	0,00	1,00
Tempo	16,21	14,06	0,00	87,00
Idade	50,35	11,28	19,00	91,00
estado civil	0,64	0,48	0,00	1,00
Escolaridade	0,76	0,43	0,00	1,00
Profissão	0,23	0,42	0,00	1,00
Gênero	0,56	0,50	0,00	1,00
renda_mensal_1	15.769,87	15.235,20	0,00	328.433,51
renda_mensal_2	0,34	0,47	0,00	1,00
risco_mercado	0,91	0,29	0,00	1,00
anos_experiência	7,59	6,42	0,00	22,00
Restrição	0,25	0,43	0,00	1,00

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Diante dos dados expostos na tabela 02 podem-se concluir as seguintes observações a respeito das variáveis:

- a) status – 24% da amostra analisada apresentou a inadimplência em determinado momento;
- b) tempo – o tempo médio das operações de créditos é de aproximadamente 16 meses, com operações variando entre 0 e 87 meses;
- c) idade – a idade média dos clientes é de aproximadamente 50 anos, variando entre 19 e 91 anos;
- d) estado civil – aproximadamente 64% da amostra é casada ou vive em união estável;
- e) escolaridade – cerca de 76% da população possui um nível de instrução superior ou equivalente ao ensino superior;
- f) profissão – da população estuda temos que 23% são médicos;
- g) gênero – aproximadamente 56% da amostra é do gênero masculino;
- h) renda_mensal_1 – a renda média da população é de R\$ 15.769,87;
- i) renda_mensal_2 – complementando a análise anterior, temos que 34% da população possui renda média superior a R\$ 15.769,87;
- j) risco_mercado – 91% dos clientes analisados possuem risco AA, A ou B, níveis de risco determinados pelo BACEN;
- k) anos_experiência – em média os clientes tem 8 anos de cadastro; e
- l) restrição – aproximadamente 25% dos tomadores de créditos possuem restrição no *Serasa Experian*

4. RESULTADOS

Serão apresentados os principais resultados obtidos de acordo com a metodologia citada. Os resultados serão divididos em dois grupos, a análise referente à Kaplan-Meier e os resultados obtidos com o modelo de regressão de Cox.

Os resultados referentes à Kaplan-Meier irá analisar as curvas de sobrevivência para população em geral e os seguintes grupos: estado civil, escolaridade, profissão, gênero, renda mensal, risco de mercado e restrição.

Por sua vez, o modelo de regressão de Cox busca analisar a variável de interesse, inadimplência, por função do tempo, verificando a influência das co-variáveis expostas na secção de dados deste trabalho.

4.1 Kaplan-Meier

A priori foi utilizado o estimador de Kaplan-Meier para construção dos gráficos de sobrevivência para a população geral e para cada variável binária obtendo os tempos médios e medianos de sobrevivência e verificando se a variável analisada exerce interferência ou não na probabilidade de sobrevivência. De forma complementar aos gráficos de sobrevivência foram construídos os gráficos de risco.

Para verificação da interferência realizou-se o teste de *log-rank* onde a hipótese nula é de que não há diferenciação entre as curvas para o grupo estudado, ou seja, para p-valores menores do que 0,05 conclui-se que há evidências estatísticas de que as curvas de sobrevivência são diferentes para o grupo estudado.

A tabela 03 mostra a estimativa do tempo médio e mediano de sobrevivência da população em geral, ou seja, a população sobrevive em média 52 meses como adimplentes, a estimativa para mediana deste tempo é de 61 meses.

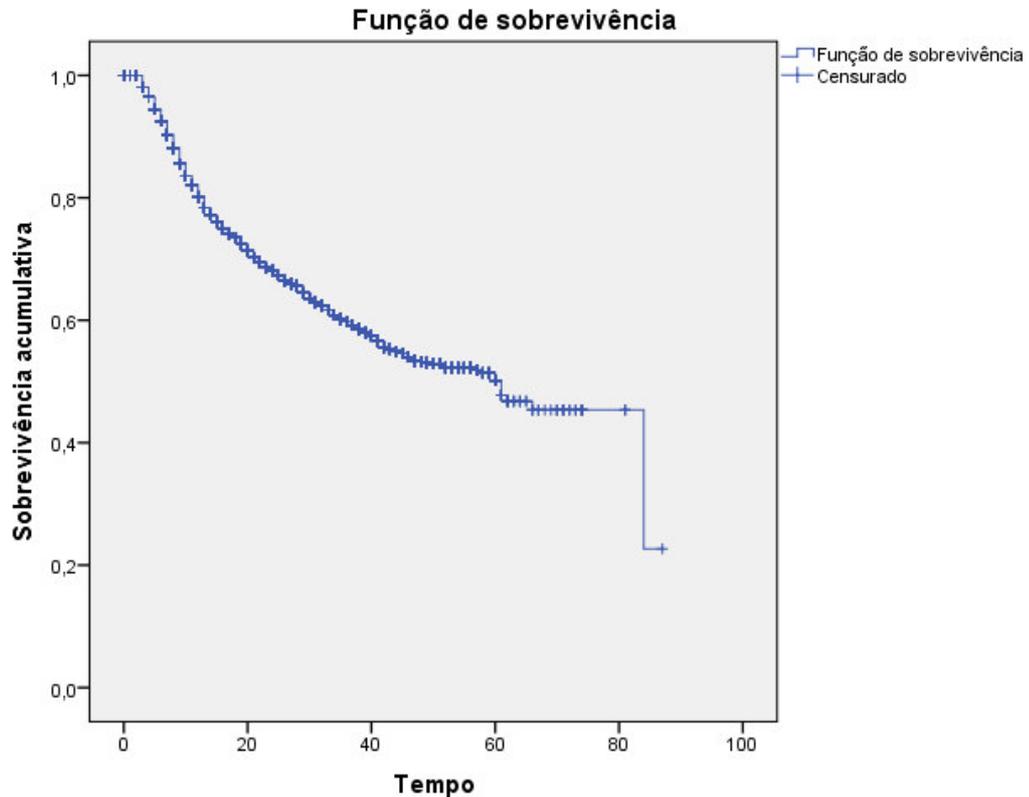
Tabela 03 – Média e mediana para tempo de sobrevivência geral.

	Estimativa	Erro padrão	Intervalo de Confiança de 95%	
			Limite inferior	Limite superior
Média	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

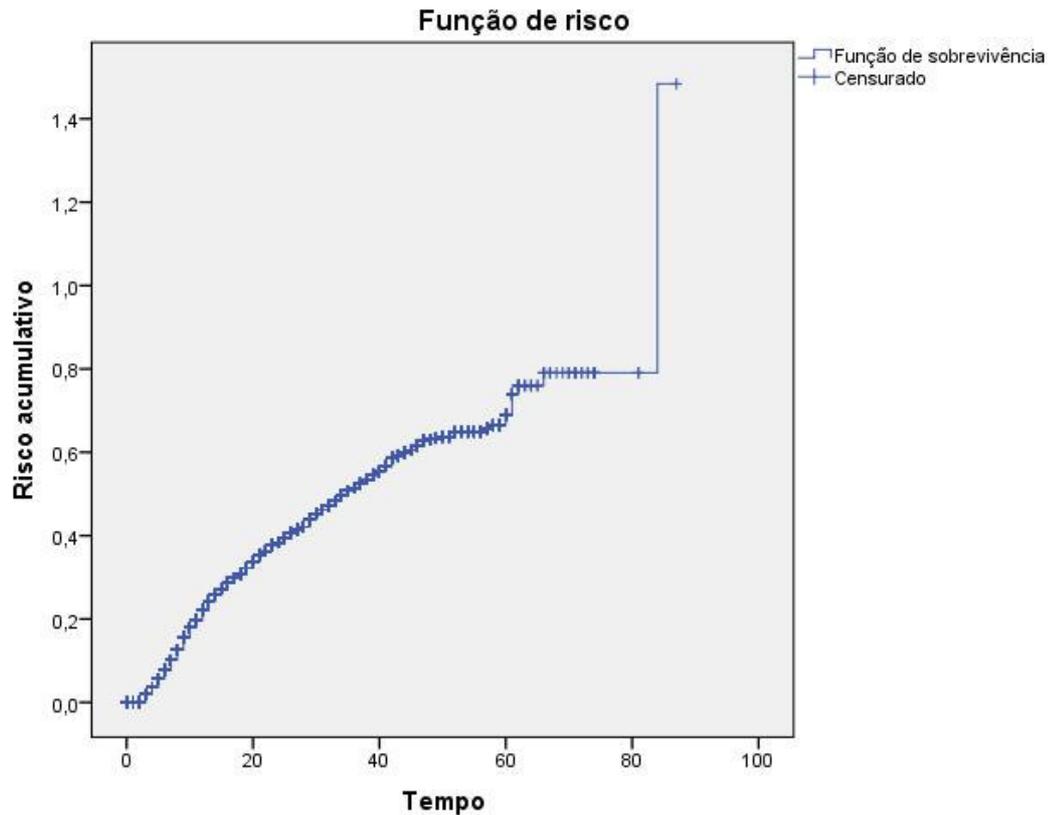
Os gráficos 01 e 02 mostram como se comportam as curvas de sobrevivência e de risco para a população geral dos dados, os gráficos se comportam de forma constante, no gráfico de sobrevivência a probabilidade se comporta constantemente até aproximadamente o tempo de 60 meses, de forma análoga se comporta o gráfico da função de risco.

Gráfico 01 – Kaplan-Meier para sobrevivência da população geral.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 02 – Função de risco para população geral.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A probabilidade por período específico pode ser verificada na tabela 04 onde se verifica a probabilidade de sobrevivência como probabilidade de determinado indivíduo sobreviver até o tempo analisado.

Tabela 04 – Distribuição da probabilidade de sobrevivência pelo tempo.

Geral				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9810	0,0020	157	7.951
4	0,9650	0,0020	282	7.578
5	0,9450	0,0030	431	7.125
6	0,9250	0,0030	573	6.732
7	0,9030	0,0030	727	6.227
8	0,8820	0,0040	871	5.885
9	0,8550	0,0040	1.040	5.509
10	0,8360	0,0040	1.160	5.137
11	0,8210	0,0050	1.247	4.884
12	0,8010	0,0050	1.363	4.578
13	0,7840	0,0050	1.454	4.182

14	0,7720	0,0050	1.511	3.878
15	0,7610	0,0050	1.565	3.683
16	0,7500	0,0060	1.617	3.476
17	0,7420	0,0060	1.653	3.341
18	0,7350	0,0060	1.684	3.219
19	0,7240	0,0060	1.729	3.065
20	0,7130	0,0060	1.774	2.916
21	0,7020	0,0060	1.818	2.771
22	0,6960	0,0060	1.843	2.628
23	0,6860	0,0060	1.878	2.457
24	0,6820	0,0060	1.892	2.311
25	0,6740	0,0060	1.916	2.174
26	0,6650	0,0070	1.943	2.018
27	0,6600	0,0070	1.959	1.893
28	0,6560	0,0070	1.968	1.782
29	0,6450	0,0070	1.999	1.677
30	0,6360	0,0070	2.021	1.564
31	0,6300	0,0070	2.034	1.447
32	0,6240	0,0070	2.046	1.330
33	0,6170	0,0080	2.061	1.238
34	0,6080	0,0080	2.077	1.139
35	0,6020	0,0080	2.088	1.061
36	0,5980	0,0080	2.095	982
37	0,5920	0,0080	2.104	901
38	0,5860	0,0080	2.113	837
39	0,5800	0,0080	2.121	778
40	0,5750	0,0090	2.127	723
41	0,5660	0,0090	2.137	679
42	0,5560	0,0090	2.149	632
43	0,5530	0,0090	2.152	597
44	0,5490	0,0090	2.156	542
45	0,5460	0,0100	2.159	505
46	0,5400	0,0100	2.164	471
47	0,5340	0,0100	2.169	418
48	0,5320	0,0100	2.170	380
49	0,5310	0,0100	2.171	336
50	0,5290	0,0100	2.172	285
52	0,5220	0,0110	2.175	237
57	0,5180	0,0120	2.176	134
58	0,5140	0,0120	2.177	115
60	0,5020	0,0150	2.179	82
61	0,4770	0,0200	2.182	59
62	0,4680	0,0210	2.183	48
66	0,4540	0,0250	2.184	32
84	0,2270	0,1610	2.185	1

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A tabela 05 apresenta as estatísticas médias e medianas para a análise de sobrevivência em relação ao estado civil, verificou-se que o indivíduo que possui o estado civil casado tem em média 08 meses a mais de sobrevivência em relação ao não casado.

Tabela 05 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao estado civil.

	Estado_Civil	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Não casado	44,941	0,860	43,256	46,627
	Casado	53,579	1,089	51,444	55,714
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Não casado	46,000	3,450	39,238	52,762
	Casado	61,000	2,573	55,957	66,043
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Para verificar se há evidências estatísticas que as curvas de sobrevivência apresentam diferenças foi realizado o teste *log-rank* de acordo com a tabela 06, verificando o p-valor de 0,002 conclui-se que há evidências estatísticas de que a variável impacta na sobrevivência. Abaixo segue os gráficos da função de sobrevivência e risco para os determinados grupos analisados.

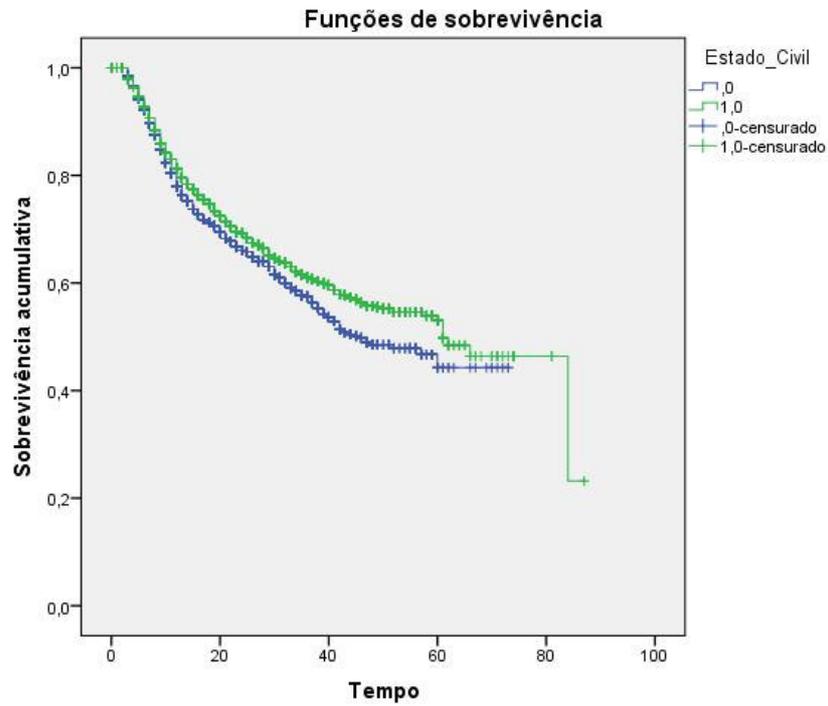
Tabela 06 – Comparações globais em relação ao estado civil.

	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	9,624	1	0,002

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

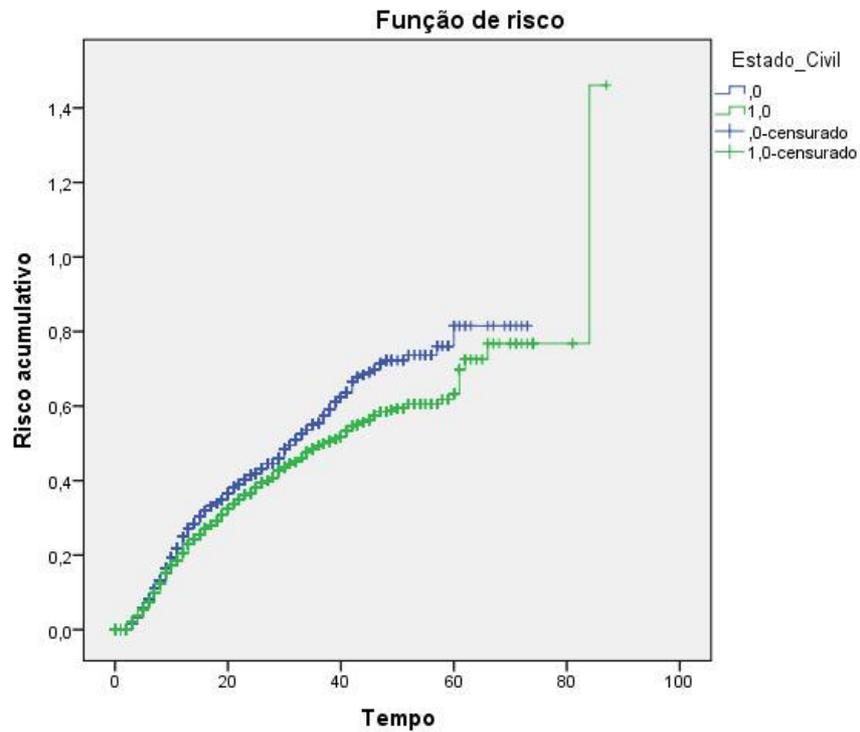
Ao analisar os gráficos para estado civil, verifica-se que em relação à sobrevivência, gráfico 03, e em relação ao risco, gráfico 04, os grupos se comportam de forma semelhante até o tempo 30 e logo após o grupo não casado apresenta uma queda na probabilidade de sobrevivência e um aumento na função de risco.

Gráfico 03 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao estado civil.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 04 – Função de risco para população em relação ao estado civil.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A probabilidade por tempo específico em relação ao estado civil pode ser verificada na seção de apêndices desse trabalho, nos apêndices A e B.

Analisando a sobrevivência em relação à escolaridade a tabela 07 apresenta que em média os indivíduos que possuem nível superior ou mais sobrevivem 10 meses a mais do que os que não possuem nível superior.

Tabela 07 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à escolaridade.

	Escolaridade	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Não superior	43,741	0,942	41,894	45,589
	Superior ou mais	53,081	0,993	51,135	55,027
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Não superior	47,000	-	-	-
	Superior ou mais	61,000	2,617	55,870	66,130
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Para testar a diferenciação das curvas de sobrevivência em relação à escolaridade foi realizado o teste de *log-rank*, apresentado na tabela 08, conclui-se com base no nível de significância de 0,002 de que há evidências estatísticas sobre a diferenciação da curva de sobrevivência em relação a variável.

Tabela 08 – Comparações globais em relação à escolaridade.

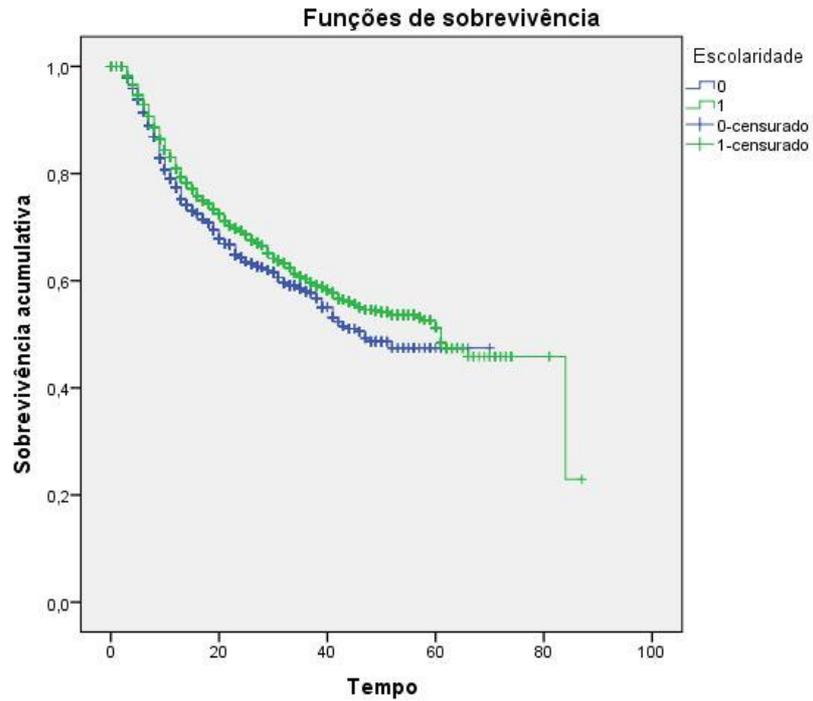
	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	10,074	1	0,002

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A curva de sobrevivência, gráfico 05, apresenta que os grupos apresentam um comportamento semelhante ao logo do tempo, exceto em dois períodos, de 20 à aproximadamente 30 meses, e de 40 a 60 meses, onde há uma queda acentuada na probabilidade de sobrevivência do grupo que não possui ensino superior. Esta análise pode

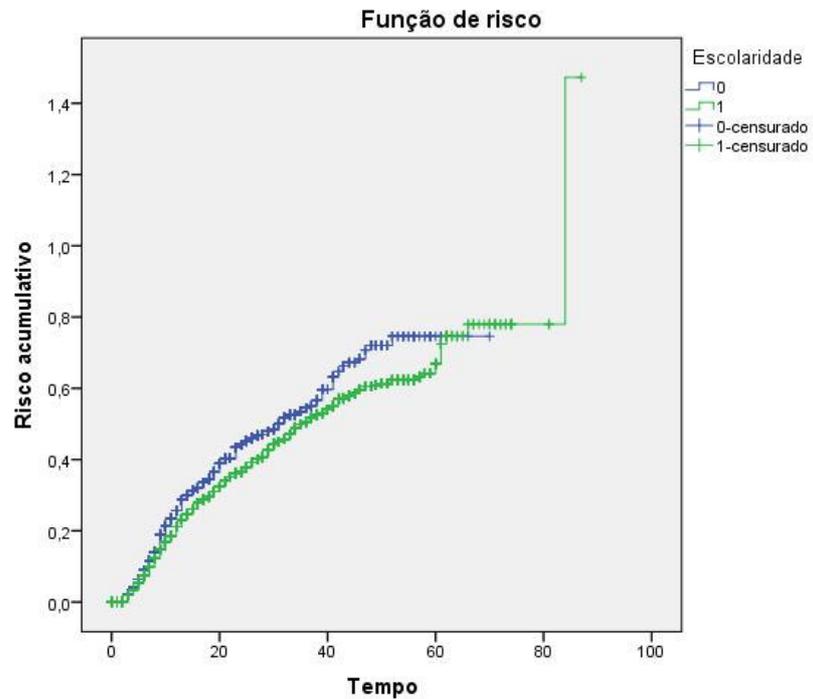
ser estendida para a função de risco, gráfico 06, onde há um crescimento considerável no período entre 40 e 60 meses para o mesmo grupo citado acima.

Gráfico 05 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à escolaridade.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 06 – Função de risco para população em relação à escolaridade.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A probabilidade por tempo específico em relação à escolaridade pode ser verificada na seção de apêndices desse trabalho, nos apêndices C e D.

Verificando os resultados em função da variável profissão a tabela 09 evidencia que a diferença média entre as profissões analisadas é de aproximadamente 06 meses, e em relação à população geral, quando o cliente é médico ele sobrevive mais do que a média em aproximadamente 03 meses. O teste de *log-rank*, tabela 10, apresentou um p-valor de 0,000 onde significa que as curvas de sobrevivência são diferentes para as profissões analisadas.

Tabela 09 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à profissão.

	Profissão	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Outras	49,900	0,748	48,434	51,365
	Médicos	55,722	1,455	52,871	58,573
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Outras	57,000	-	-	-
	Médicos	66,000	3,162	59,802	72,198
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Uniced Norte-Nordeste (2015).

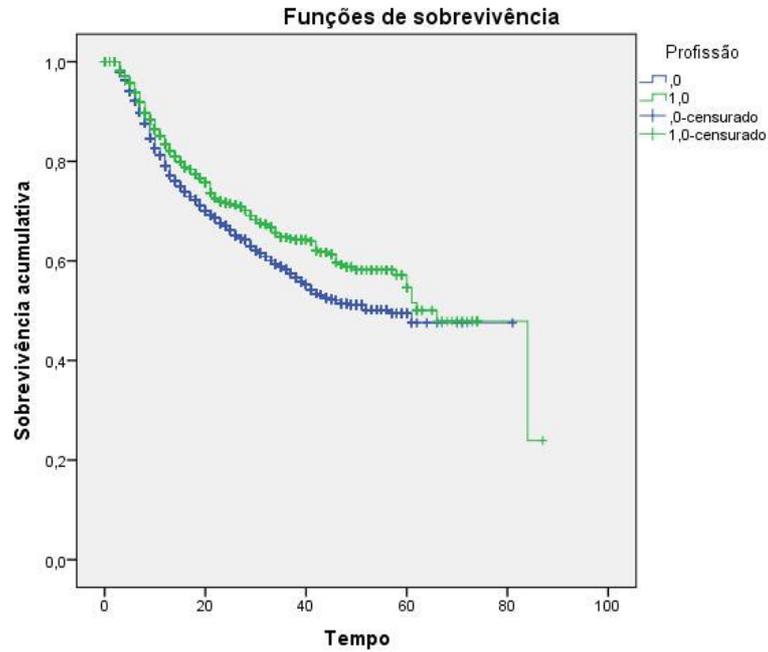
Tabela 10 – Comparações globais em relação à profissão.

	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	19,196	1	0,000

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Uniced Norte-Nordeste (2015).

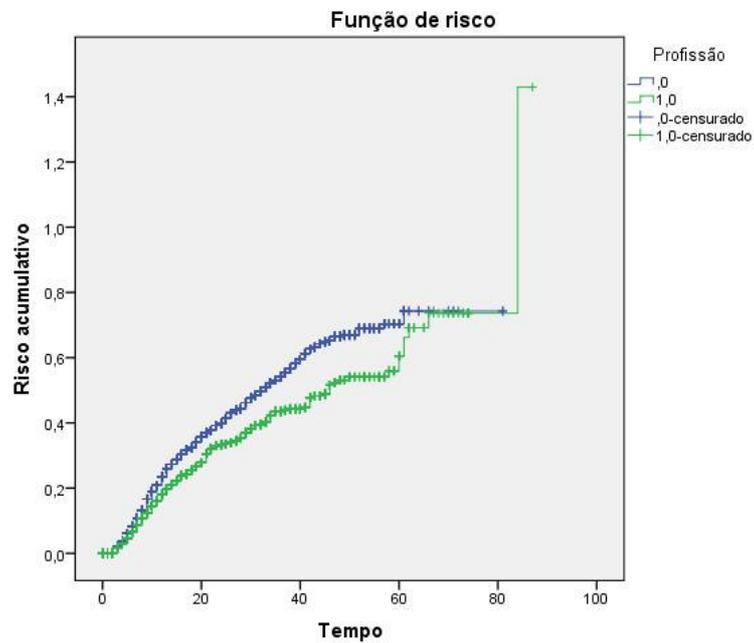
As curvas de sobrevivência, gráfico 07, mostram que aproximadamente até o tempo 10 as probabilidades são equivalentes, entretanto a partir do tempo 10 os profissionais que não são médicos têm uma queda acentuada na probabilidade em relação aos profissionais que são médicos, analogamente na função de risco, gráfico 08, o crescimento do risco a partir do mesmo período.

Gráfico 07 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à profissão.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 08 – Função de risco para população em relação à profissão.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A probabilidade por tempo específico em relação à profissão pode ser verificada na seção de apêndices desse trabalho, nos apêndices E e F.

Ao verificar a curva de sobrevivência em relação ao gênero, verificou-se que o homem sobrevive em média 09 meses a mais do que as mulheres, conforme a tabela 11. Para verificar se o gênero interfere na curva de sobrevivência foi realizado o teste de *log-rank*, tabela 12, e este apresentou um p-valor de 0,000 que permite desconsiderar a hipótese nula de que as curvas possuem diferenças.

Tabela 11 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao gênero.

	Gênero	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Feminino	44,816	0,820	43,209	46,423
	Masculino	53,725	1,082	51,605	55,846
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Feminino	58,000	3,187	51,754	64,246
	Masculino	61,000	2,879	55,357	66,643
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

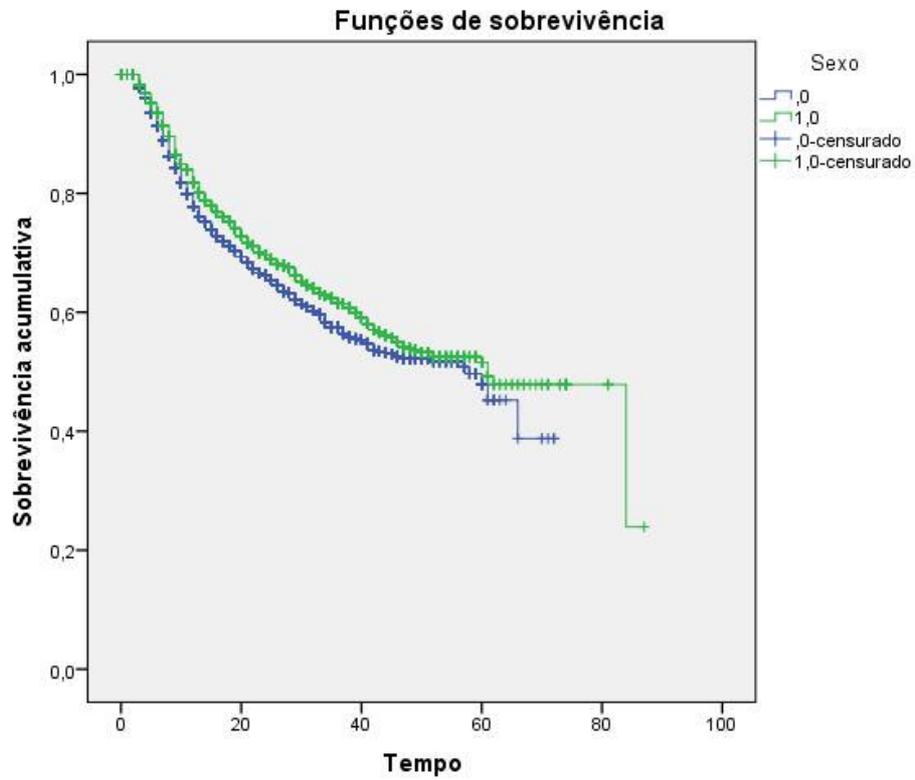
Tabela 12 – Comparações globais em relação ao gênero.

	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	12,846	1	0,000

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

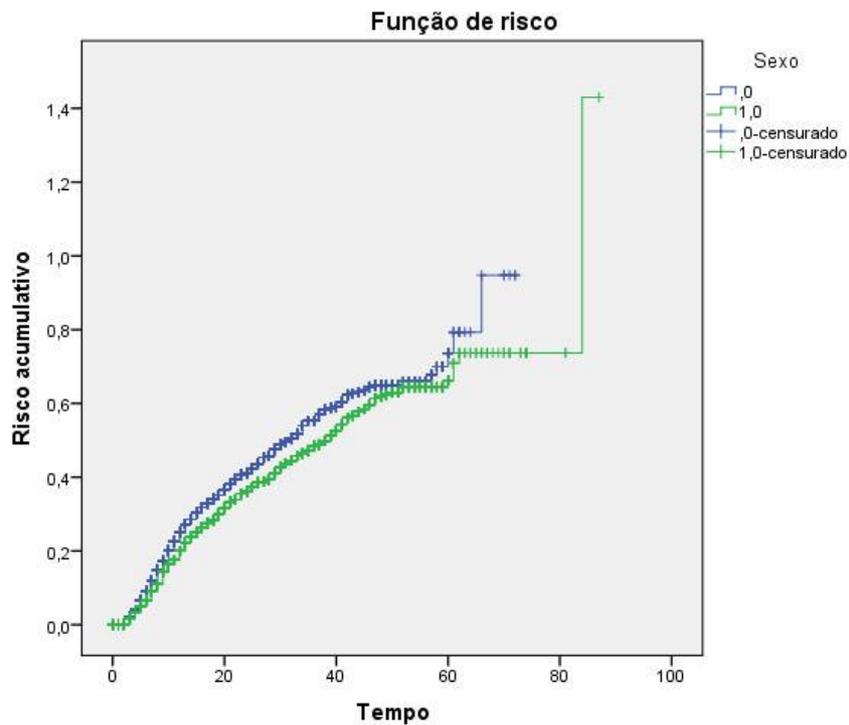
Analisando os gráficos da sobrevivência e função de risco, gráfico 09 e 10 respectivamente, verificou-se que as curvas para os diferentes gêneros se comportam de forma semelhante.

Gráfico 09 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao gênero.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 10 – Função de risco para população em relação ao gênero.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A probabilidade por tempo específico em relação ao gênero pode ser verificada na seção de apêndices desse trabalho, nos apêndices G e H.

Para analisar o impacto da renda mensal na sobrevivência, utilizou-se a variável *renda_mensal_1*, onde a variável renda é subdividida em dois grupos, acima ou abaixo da média. A tabela 13 mostra que em média os indivíduos que recebem acima da média sobrevivem mais 06 meses em relação aos que recebem abaixo da média. O p-valor de 0,000 do teste de *log-rank* apresenta que as curvas de sobrevivência são diferentes para os grupos, tabela 14.

Tabela 13 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à renda mensal.

	Renda Mensal	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Abaixo da média	49,260	0,822	47,649	50,870
	Acima da média	54,966	1,341	52,337	57,594
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Abaixo da média	57,000	-	-	-
	Acima da média	62,000	3,328	55,476	68,524
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Tabela 14 – Comparações globais em relação à renda mensal.

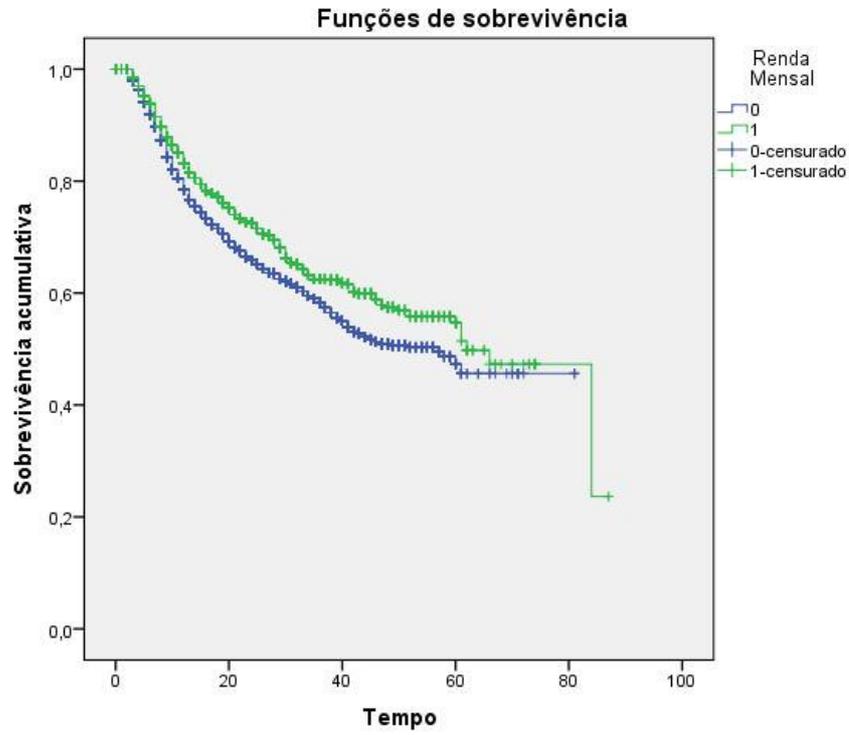
	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	22,763	1	0,000

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

As probabilidades por tempos específicos para os grupos podem ser vistas nos apêndices I e J da seção de apêndices deste trabalho.

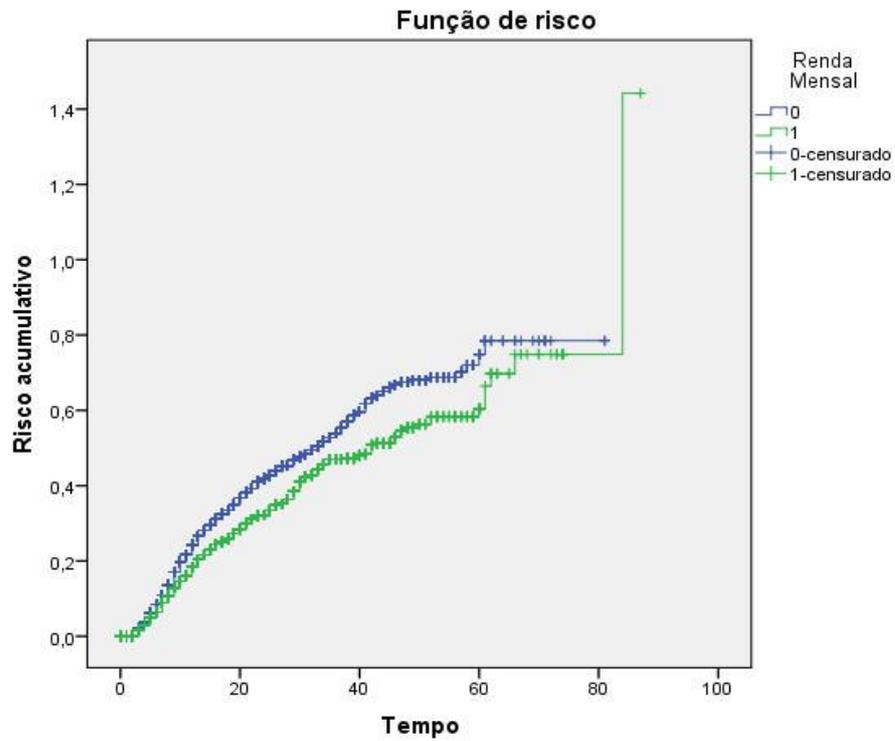
Os gráficos de sobrevivência e risco apresentam que até o tempo 10 as curvas se comportando de forma semelhante, entretanto para o grupo abaixo da média, na curva de sobrevivência, gráfico 11, após o tempo 10 a probabilidade tem uma queda acentuada, analogamente a curva de risco, gráfico 12, tem um crescimento no mesmo período.

Gráfico 11 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao nível de renda mensal.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 12 – Função de risco para população em relação ao nível de renda mensal.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A variável que apresentou maior diferenciação entre os tempos estimados de sobrevivência foi o risco de mercado, apresentando uma diferença média de 39 meses entre os indivíduos com riscos classificados em AA, A ou B e os demais, conforme a tabela 15. Para evidenciar a diferenciação entre as curvas o teste de *log-rank* apresentou um p-valor de 0,000 onde é possível concluir que as curvas de sobrevivência são diferentes para o grupo analisado, tabela 16.

Tabela 15 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação ao risco de mercado.

	Risco Mercado	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Riscos: C, D, E, F, G ou H	18,967	0,707	17,582	20,352
	Riscos: AA, A ou B	57,820	1,013	55,835	59,806
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Riscos: C, D, E, F, G ou H	13,000	0,531	11,959	14,041
	Riscos: AA, A ou B	84,000	14,625	55,476	112,666
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Tabela 16 – Comparações globais em relação ao risco de mercado.

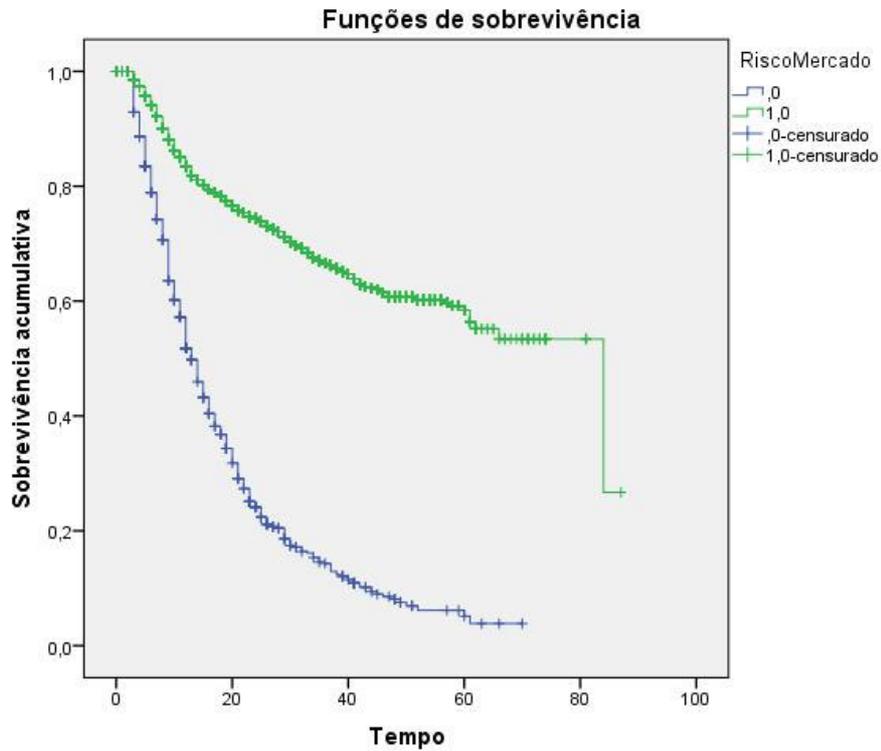
	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	1083,125	1	0,000

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A análise gráfica permite verificar que a função de sobrevivência sofre uma queda acentuada no começo da curva de acordo com o gráfico 13, e a função de risco quando ultrapassa o tempo médio estimado de aproximadamente 19 meses, supera o valor um, ou seja, 100% de risco, gráfico 14.

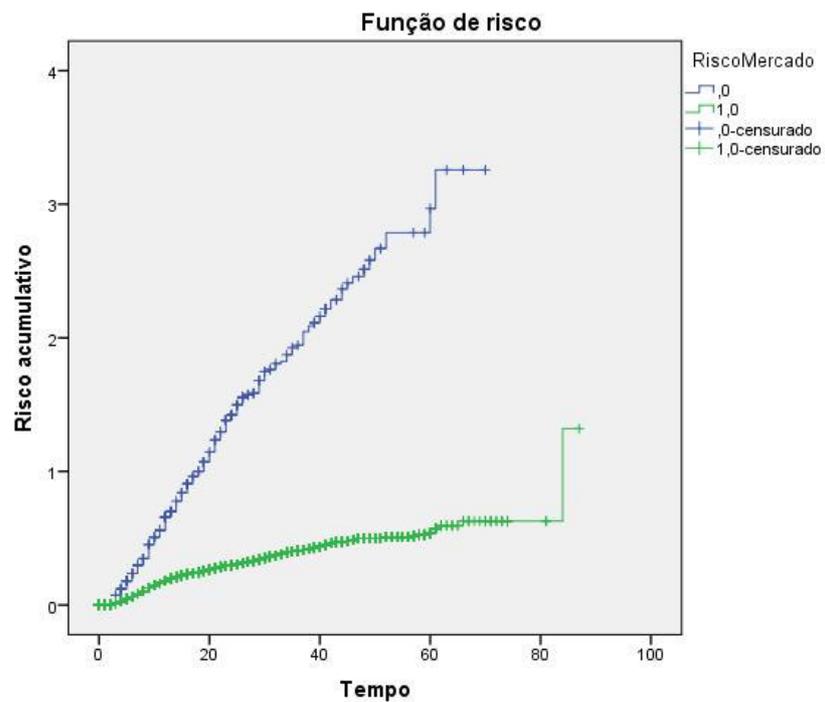
As probabilidades por tempo específico podem ser verificadas na seção de apêndices desse trabalho, nos apêndices K e L.

Gráfico 13 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação ao risco de mercado.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Gráfico 14 – Função de risco para população em relação ao risco de mercado.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

A variável que apresentou a segunda maior diferença entre os tempos estimados de sobrevivência foi a variável restrição, apresentando uma diferença de aproximadamente 20 meses para quem não possui restrição no Serasa em comparação com quem possui, conforme tabela 17. O teste de *log-rank* apresentou um p-valor de 0,000 (tabela 18) onde é possível concluir de que há evidências estatísticas de que as curvas são diferentes.

Tabela 17 – Média e mediana para tempo de sobrevivência em relação à situação no Serasa.

	Serasa	Estimativa	Erro Padrão	Intervalo de confiança de 95%	
				Limite inferior	Limite superior
Média	Não consta	57,632	1,097	55,481	59,782
	Consta	36,988	1,049	34,932	39,044
	Geral	52,425	0,912	50,637	54,213
Mediana	Não consta	84,000	13,566	57,412	110,588
	Consta	25,000	1,093	22,858	27,142
	Geral	61,000	2,460	56,178	65,822

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Tabela 18 – Comparações globais em relação à situação no Serasa.

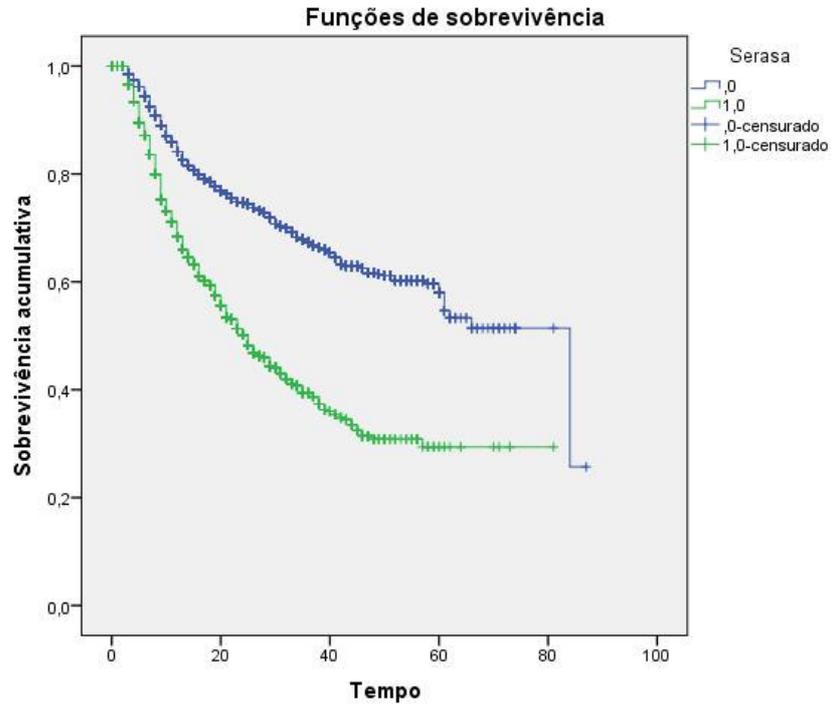
	Qui-quadrado	Df	Sig.
Log Rank (Mantel-Cox)	394,706	1	0,000

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Os gráficos da curva de sobrevivência, gráfico 15, e curva de risco, gráfico 16, apresentam um comportamento semelhante, entretanto o grupo referente aos indivíduos que possuem restrição no Serasa tem uma queda, na sobrevivência, e crescimento, na função de risco, acentuadas.

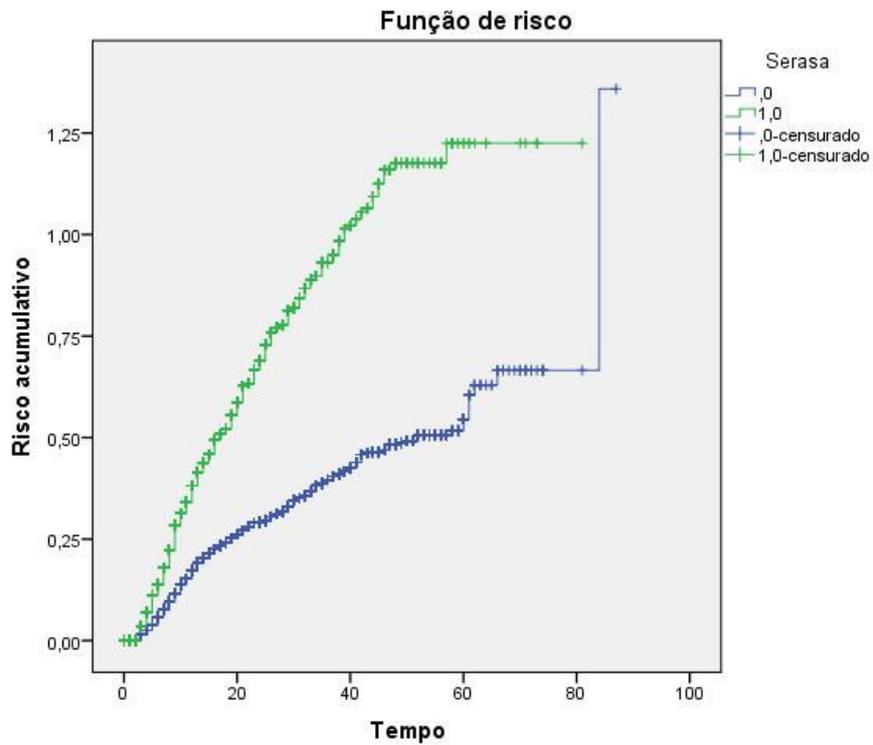
As probabilidades por tempo específico podem ser verificadas na seção de apêndices deste trabalho, nos apêndices M e N.

Gráfico 15 – Kaplan-Meier para sobrevivência em relação à situação no Serasa.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste.

Gráfico 16 – Função de risco para população em relação à situação no Serasa.



Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste.

4.2 Modelo de regressão de Cox

Para verificar quais as variáveis expostas influenciavam no tempo de adimplência foi utilizado o modelo de regressão de Cox. O método utilizado foi o *Backward Stepwise* com o estimador sendo maximizado pela razão de verossimilhança, este método consiste em iniciar-se com todas as variáveis possíveis e ir retirando a variável com o maior p-valor, simultâneo a retirada das variáveis é realizado o teste de coeficientes de modelo *Omnibus*.

O teste de *Omnibus* verifica se a retirada ou inclusão da variável é significativa para o modelo, no caso de retirada, se o p-valor da mudança for maior do que 0,10 implica que a retirada foi significativa, a inclusão por analogia, o p-valor da mudança necessita ser menor do que 0,10.

Inicialmente verifica-se um resumo dos dados processados de acordo com a tabela 19, onde a situação inadimplência foi verificada em 24% dos casos.

Tabela 19 – Resumo dos dados observados.

Resumo de processamento do caso		N	Porcentagem
Casos disponíveis em análise	Evento	2185	24,0%
	Censurado	6921	76,0%
Total		9106	100,0%

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

O modelo de regressão de Cox iniciou-se com as seguintes variáveis: idade, estado civil, escolaridade, profissão, sexo, risco de mercado, anos de experiência, restrição e renda mensal. A tabela 20 representa quais foram as variáveis que foram retiradas do modelo.

Tabela 20 – Teste de coeficientes do modelo de regressão de Cox.

Testes de coeficientes de modelo Omnibus – <i>Backward Stepwise</i>				
Etapa	Verossimilhança de log -2	Mudança da etapa anterior		
		Qui-quadrado	df	Sig.
1 ^a	35665,149	878,299	9	0,000
2 ^a	35665,167	0,018	1	0,893
3 ^a	35665,363	0,196	1	0,658
4 ^a	35665,589	0,226	1	0,634
5 ^a	35665,964	0,375	1	0,540
6 ^a	35667,436	1,472	1	0,225

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

As etapas foram compostas da seguinte forma:

- a) Todas as variáveis foram inseridas no modelo;
- b) A variável: tempo de experiência foi retirada do modelo;
- c) A variável: renda mensal foi retirada do modelo;
- d) A variável: escolaridade foi retirada do modelo;
- e) A variável: estado civil foi retirado do modelo; e
- f) A variável: profissão foi retirada do modelo.

Após a realização de 06 ajustes o modelo de regressão de Cox foi composto por quatro variáveis. Conforme pode ser observado na tabela 21.

Tabela 21 – Variáveis presentes na equação por etapas.

Variáveis na equação		B	SE	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1	Idade	-0,0046	0,0021	4,9256	1	0,0265	0,9954
	Estado_Civil	-0,0296	0,0457	0,4186	1	0,5177	0,9709
	Escolaridade	0,0293	0,0530	0,3057	1	0,5803	1,0297
	Profissão	0,0889	0,0947	0,8810	1	0,3479	1,0930
	Gênero	0,2202	0,0442	24,8486	1	0,0000	1,2463
	Risco_Mercado	1,2563	0,0510	607,5711	1	0,0000	3,5123
	Anos_Experiência	0,0008	0,0062	0,0180	1	0,8933	1,0008
	Restrição	-0,5866	0,0473	153,7537	1	0,0000	0,5562
Renda_Mensal	-0,0259	0,0594	0,1903	1	0,6626	0,9744	
Etapa 2	Idade	-0,0046	0,0021	4,9696	1	0,0258	0,9954
	Estado_Civil	-0,0300	0,0456	0,4332	1	0,5104	0,9704
	Escolaridade	0,0281	0,0523	0,2898	1	0,5904	1,0285
	Profissão	0,0800	0,0677	1,3956	1	0,2375	1,0833
	Gênero	0,2201	0,0442	24,8399	1	0,0000	1,2462
	Risco_Mercado	1,2565	0,0509	608,5544	1	0,0000	3,5131
	Restrição	-0,5861	0,0472	154,4702	1	0,0000	0,5565
	Renda_Mensal	-0,0263	0,0593	0,1966	1	0,6574	0,9740
Etapa 3	Idade	-0,0045	0,0020	4,8282	1	0,0280	0,9955
	Estado_Civil	-0,0299	0,0456	0,4300	1	0,5120	0,9705
	Escolaridade	0,0246	0,0517	0,2269	1	0,6338	1,0249
	Profissão	0,0642	0,0576	1,2423	1	0,2650	1,0663
	Gênero	0,2178	0,0439	24,6631	1	0,0000	1,2434
	Risco_Mercado	1,2558	0,0509	608,5211	1	0,0000	3,5108
	Restrição	-0,5843	0,0470	154,6888	1	0,0000	0,5575
Etapa 4	Idade	-0,0045	0,0020	4,8022	1	0,0284	0,9955
	Estado_Civil	-0,0278	0,0454	0,3743	1	0,5407	0,9726
	Profissão	0,0703	0,0561	1,5733	1	0,2097	1,0729
	Gênero	0,2167	0,0438	24,4818	1	0,0000	1,2420

	Risco Mercado	1,2562	0,0509	608,7329	1	0,0000	3,5119
	Restrição	-0,5854	0,0469	155,6386	1	0,0000	0,5569
Etapa 5	Idade	-0,0044	0,0020	4,6721	1	0,0307	0,9956
	Profissão	0,0675	0,0559	1,4575	1	0,2273	1,0698
	Gênero	0,2120	0,0431	24,1676	1	0,0000	1,2362
	Risco Mercado	1,2548	0,0509	608,6766	1	0,0000	3,5071
	Restrição	-0,5833	0,0468	155,3689	1	0,0000	0,5580
Etapa 6	Idade	-0,0051	0,0020	6,8787	1	0,0087	0,9949
	Gênero	0,2138	0,0431	24,6074	1	0,0000	1,2384
	Risco Mercado	1,2538	0,0508	608,3128	1	0,0000	3,5036
	Restrição	-0,5931	0,0461	165,3932	1	0,0000	0,5526

Fonte: Elaboração própria a partir da base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Diante da interpretação das variáveis que por final compuseram o modelo, verificou-se que a variável com maior impacto na probabilidade de inadimplência é o risco de mercado, onde se o indivíduo possuir risco AA, A ou B, ele tem 3,5 vezes a mais de chances de não vir a ser inadimplente em comparação ao que possui outros riscos.

As demais variáveis possuem os seguintes impactos na chance de não vir a ser inadimplência: idade, a idade praticamente não interfere a chance do indivíduo de vir a ser inadimplente; gênero, o indivíduo do sexo masculino tem em média 1,23 vezes a chance de não inadimplência em relação ao sexo feminino; e a restrição Serasa aumenta em 1,45 vezes a chance de vir a ocorrer a inadimplência.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

É notória a importância da análise de crédito consistente para assim ter uma maior segurança e garantir a solvência da entidade concessora. Existem inúmeras técnicas para análise do risco de crédito, o presente trabalho optou por utilizar duas técnicas de análise de sobrevivência, analisando quais as principais variáveis que impactavam neste risco.

As técnicas utilizadas foram o estimador de Kaplan-Meier e a regressão de Cox, obtendo assim resultados significativos, conforme disposto na seção de resultados deste trabalho.

As duas técnicas nos permitiram concluir que as principais variáveis que impactam no risco de crédito são o risco de mercado proposto pelo BACEN, onde os níveis de riscos variam de AA ao risco H, de ordem crescente, e a restrição Serasa. Portanto diante dos resultados, as instituições financeiras que utilizam destas variáveis nos seus modelos de gerenciamento interno estão condizentes com este trabalho.

Analisando as variáveis isoladamente em relação ao valor que apresenta uma maior sobrevivência, pode-se traçar um perfil desejado para concessão do crédito, por exemplo, um perfil com as seguintes características é o mais desejável possível: casado, ensino superior ou mais, médico, renda mensal acima da média, risco de mercado AA, A ou B e sem restrição Serasa.

Uma conclusão paralela é o ajustamento do modelo proposto pelo Banco Central do Brasil, uma vez que a variável do risco de mercado foi a que apresentou uma maior significância em relação à chance de inadimplência.

Outros estudos podem ser realizados como complementares a este, algumas sugestões de análises são utilizar-se de outras técnicas para esta análise, como análise discriminante, fração de cura, entre outras inúmeras existentes.

REFERÊNCIAS

- ABREU, H. J. de. **Aplicação da análise de sobrevivência em um problema de Credit Scoring e comparação com a regressão Logística**. 2004. 118f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2004.
- ANDREEVA, G. Generic Scoring Models Using Survival Analysis. **The Journal of the Operational Research Society**, v.57, n.10, p. 1180-1187, 2006.
- BACEN (Banco Central do Brasil). Disponível em: www.bacen.gov.br.
- BANASIK, J; CROOK, J. N; THOMAS, L. C. Not if but when will borrowers default. **The Journal of the Operational Research Society**, v. 50, n. 12, p. 1185-1190, dez 1999.
- BELLOTTI, T; CROOK, J. **Modelling and predicting loss given default for credit cards**. United States: Quantitative Financial Risk Management Centre/Working Paper. 2007.
- BERKSON, J; GAGE, R. P. Survival Curve for Cancer Patients Following Treatment. **Journal of the American Statistical Association**, Alexandria, v. 47, p. 501-515, 1952.
- BRASIL. **Lei Complementar, nº 101, de 4 de maio de 2000** (Lei de Responsabilidade Fiscal – LRF). Brasília, maio 2000. 24 p.
- BRESSAN, V. G. F; BRAGA, M. J; BRESSAN, A. A. Análise do risco de insolvência pelo modelo de Cox: Uma aplicação prática. **Revista de Administração de Empresas**, v. 44, Edição especial Minas Gerais, p. 83-96, 2004.
- BUSTAMENTE-TEIXEIRA, M. T; FAERSTEIN, E; LATORRE, M. R. Técnicas de análise de sobrevida. **Caderno de Saúde Pública**, v. 18, n. 3, p. 579-594, mai./jun. 2002.
- CAOUCETTE, J. B; ALTMAN, E. I; NARAYANAN, P. **Gestão do Risco de Crédito: O próximo grande desafio financeiro**. São Paulo: Qualitymark, 1999.
- CARVALHO, Thiago Moraes de Carvalho. **Análise de Sobrevivência aplicada ao risco de crédito: Ajuste de modelos paramétricos contínuos a dados de tempo discreto**. Brasília, 2011. Disponível em http://bdm.unb.br/bitstream/10483/4050/6/2011_ThiagoMoraizdeCarvalho.pdf. Acesso em 07/12/2015.
- CASA NOVA, S. P. C. Quanto pior, melhor: Estudo da utilização da análise por envoltória de dados em modelos de análise de inadimplência/insolvência de empresas. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 10, n. 19, p. 71-96, 2013.
- COLOSIMO, E. A; GIOLO, S. R. **Análise de Sobrevivência Aplicada**. São Paulo: Edgard Blücher Ltda. 2006.
- COX, D. R; OAKES, D. **Analysis of Survival Data**. London: Chapman & Hall, 1984.

- DOBSON, A. **An introduction to generalized linear models**. London: Chapman & Hall, 1990.
- EVERITT, B; HOTHORN, T. **A handbook of statistical analyses using R**. 2^a ed. United States: CRC Press Taylor & Francis Group. 2010.
- FERREIRA, J. M. **Análise de sobrevivência: Uma visão de risco comportamental na utilização de cartão de crédito**. 2007. 73f. Dissertação (Mestrado em Biometria) – Programa de Pós-Graduação em Biometria, Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2007.
- FISHER, R. A. Has Mendel's work been rediscovered? **Annals of Science**, v.1, p. 115-137, 1936.
- GIMENES, R. M. T; URIBE-OPAZO, M. A. Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por Meio de Modelos Multivariados. **Revista FAE**, Curitiba, v. 4, n. 3, p. 65-78, set./dez. 2001.
- GOUVÊA, M. A; GONÇALVES, E. B; MONTAVONI, M. N. D. Análise de Risco de Crédito com Aplicação de Regressão Logística e Redes Neurais. **Revista Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, v. 24, n. 4, p. 96-123, out./dez. 2013.
- HAIR JR, J. F; BLACK, W. C; BABIN, B. J; ANDERSON, R. E; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**. São Paulo: Bookman, 2009.
- HOSMER, D. W; LEMESHOW, D. W. **Applied logistic regression**. New York: John Wiley & Sons, 1989.
- KACHMAN, S. Applications in survival analysis. **Journal Animal Science**, n.77, p. 147-153, 1999.
- KAPLAN, E. L; MEIER, P. Non-parametric estimation from incomplete observation **Journal of the American Statistics Association**, n. 53, p. 457-481, 1958.
- KLEINBAUM, D.G; KLEIN, M. **Survival Analysis**. A Self-Learning Text. 2^a ed. New York. Springer Science Business Media, Inc. 1996.
- LIMA, Luís Roberto de Souza. **Uma Proposta de Construção de um Modelo de Avaliação de Risco de Crédito para Micro e Pequenas Empresas Financiadas pela Desembahia**. Disponível em: <http://www.desembahia.ba.gov.br/>. Acesso em 05/12/2015.
- LU, W; YANG, Z. Stress Testing of Commercial Bank's Exposure to Credit Risk: A Study Based on Write-off Nonperforming Loans. **Asian Social Science**, v. 8, n. 10, p. 16-22, jul 2012.
- MARKOWITZ, H. Portfolio selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.
- MATOS, P. R. F; COSTA, J. H. L. Análise do impacto da classificação de risco no mercado de crédito Brasileiro. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, Planejamento e Políticas Públicas**, v. 39, p. 65-90, 2012.

- MILERIS, R. Macroeconomic Determinants of Loan Portfolio Credit Risk in Banks. **Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics**, v.23, n.5, p.496–504, 2012.
- NARAIN, B. Survival analysis the credit grating decision. In: THOMAS L. C, CROOK J. N; Edelman (eds). **Credint Scoring and Credit Control**. Oxford: OUP, 1992. p 109-121.
- PALMUTI, C. S; PICCHIAI, D. Mensuração do risco de crédito por meio de análise estatística multivariada. **Revista Economia Ensaios**, v. 26, n. 2, p. 7–22, 2012.
- PAVÃO, A. L. **Modelos de duração aplicados à sobrevivência das empresas Paulistas entre 2003 e 2007**. 2013. 119f. Tese (Doutorado em Economia). – Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013.
- ROSA, P. T. M. **Modelos de “Credit Scoring”**: Regressão Logística, CHAID e Real. 2000. 125f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Programa de Pós-Graduação em Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.
- SADATRASOUL, S. M; GHOLAMIAN, M. R; SIAMI, M; HAJIMOHAMMADI, Z. Credit scoring in banks and financial institutions via data mining techniques: A literature review. **Journal of AI and Data Mining**, v.1, n.2, p. 119–129, 2013.
- SILVA, S. A. **Estudo de Risco de Crédito em Operações de Cartão de Crédito Usando Variáveis Macroeconômicas e Técnicas de Análise de Sobrevivência**. 2012. 93f. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas, Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2012.
- SOARES, G. O. G; COUTINHO, E. S; CAMARGOS, M. A. Determinantes do Rating de Crédito de Companhias Brasileiras. **Revista Contabilidade Vista & Revista**, v. 23, n. 3, p. 109–143, 2012.
- SWIDERSKI, B; KUREK, J; OSOWSKI, S. Multistage classification by using logistic regression and neural networks for assessment of financial condition of company. **Decision Support Systems**, v.52, n.2, p.539–547, 2012.
- THOMAS, Lyn C. **Consumer Credit Models: Pricing, Profit and Portfolios**. United States of America: Oxford University Press, 2009.
- TREVISANI, A. T; GONÇALVES, E. B; D’EMÍDIO, M; HUMES, L. L. Qualidade de dados: desafio crítico para o sucesso do *business intelligence*. In: XVIII CONGRESSO LATINO AMERICANO DE ESTRATÉGIA, 18, 2004, Itajaí. **Anais do XVIII Congresso Latino Americano de Estratégia**. Itajaí: Sociedade Latino americana de Estratégia, 2004.
- VASCONCELOS, R. S. **Modelos de Escoragem de Crédito aplicados a Empréstimo Pessoal com Cheque**. 2004. 44f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia Empresarial) – Escola de Pós-Graduação em Economia, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2004.

APÊNDICES

Apêndice A – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de não casado.

Estado Civil – Não Casado

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9841	0,0023	46	2.846
4	0,9661	0,0034	96	2.689
5	0,9420	0,0045	160	2.495
6	0,9217	0,0052	212	2.361
7	0,8962	0,0060	274	2.186
8	0,8759	0,0065	322	2.063
9	0,8473	0,0072	387	1.927
10	0,8240	0,0077	438	1.805
11	0,8042	0,0081	480	1.705
12	0,7793	0,0086	531	1.599
13	0,7626	0,0089	563	1.454
14	0,7518	0,0091	582	1.329
15	0,7372	0,0094	607	1.261
16	0,7268	0,0096	624	1.188
17	0,7180	0,0097	638	1.143
18	0,7122	0,0099	647	1.108
19	0,7063	0,0100	656	1.066
20	0,6940	0,0102	674	1.019
21	0,6828	0,0104	690	973
22	0,6776	0,0105	697	922
23	0,6682	0,0107	709	851
24	0,6607	0,0109	718	798
25	0,6581	0,0109	721	753
26	0,6486	0,0112	731	681
27	0,6406	0,0114	739	638
29	0,6308	0,0117	748	582
30	0,6158	0,0121	761	534
31	0,6097	0,0123	766	495
32	0,6002	0,0126	773	445
33	0,5915	0,0129	779	405
34	0,5851	0,0132	783	369
35	0,5767	0,0135	788	344
36	0,5750	0,0136	789	323
37	0,5636	0,0141	795	299
38	0,5536	0,0145	800	275
39	0,5429	0,0150	805	255
40	0,5361	0,0153	808	237
41	0,5289	0,0157	811	220
42	0,5135	0,0164	817	199

43	0,5078	0,0167	819	180
44	0,5047	0,0169	820	160
45	0,5013	0,0172	821	148
46	0,4977	0,0174	822	139
47	0,4899	0,0180	824	126
48	0,4854	0,0184	825	108
52	0,4786	0,0193	826	70
57	0,4672	0,0220	827	41
60	0,4426	0,0317	828	18

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice B – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de casado.

Estado Civil – Casado

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9787	0,0020	111	5.105
4	0,9639	0,0026	186	4.889
5	0,9466	0,0032	271	4.630
6	0,9275	0,0037	361	4.371
7	0,9068	0,0042	453	4.041
8	0,8846	0,0047	549	3.822
9	0,8596	0,0051	653	3.582
10	0,8422	0,0054	722	3.332
11	0,8304	0,0056	767	3.179
12	0,8127	0,0059	832	2.979
13	0,7955	0,0062	891	2.728
14	0,7838	0,0064	929	2.549
15	0,7745	0,0066	958	2.422
16	0,7629	0,0067	993	2.288
17	0,7553	0,0069	1.015	2.198
18	0,7475	0,0070	1.037	2.111
19	0,7343	0,0072	1.073	1.999
20	0,7240	0,0074	1.100	1.897
21	0,7129	0,0076	1.128	1.798
22	0,7054	0,0077	1.146	1.706
23	0,6955	0,0078	1.169	1.606
24	0,6932	0,0079	1.174	1.513
25	0,6831	0,0081	1.195	1.421
26	0,6745	0,0082	1.212	1.337
27	0,6703	0,0083	1.220	1.255
28	0,6652	0,0084	1.229	1.174
29	0,6521	0,0087	1.251	1.095
30	0,6464	0,0088	1.260	1.030
31	0,6410	0,0090	1.268	952
32	0,6374	0,0091	1.273	885

33	0,6306	0,0092	1.282	833
34	0,6209	0,0095	1.294	770
35	0,6158	0,0097	1.300	717
36	0,6102	0,0098	1.306	659
37	0,6072	0,0099	1.309	602
38	0,6029	0,0101	1.313	562
39	0,5995	0,0102	1.316	523
40	0,5958	0,0104	1.319	486
41	0,5868	0,0108	1.326	459
42	0,5788	0,0111	1.332	433
43	0,5774	0,0112	1.333	417
44	0,5729	0,0114	1.336	382
45	0,5697	0,0115	1.338	357
46	0,5630	0,0119	1.342	332
47	0,5572	0,0122	1.345	292
49	0,5550	0,0124	1.346	244
50	0,5523	0,0126	1.347	206
52	0,5457	0,0133	1.349	167
58	0,5391	0,0147	1.350	81
60	0,5308	0,0166	1.351	64
61	0,4976	0,0242	1.354	45
62	0,4842	0,0271	1.355	36
66	0,4640	0,0326	1.356	23
84	0,2320	0,1649	1.357	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice C – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de não superior.

Escolaridade – Não superior.

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9780	0,0034	41	1.820
4	0,9589	0,0047	75	1.707
5	0,9378	0,0057	111	1.601
6	0,9146	0,0067	149	1.500
7	0,8901	0,0076	188	1.417
8	0,8686	0,0083	221	1.332
9	0,8281	0,0094	281	1.228
10	0,8076	0,0099	310	1.143
11	0,7910	0,0103	333	1.090
12	0,7736	0,0107	356	1.023
13	0,7513	0,0112	383	911
14	0,7415	0,0114	394	834
15	0,7306	0,0117	406	800
16	0,7257	0,0118	411	752
17	0,7149	0,0121	422	727

18	0,7079	0,0123	429	702
19	0,6942	0,0126	442	661
20	0,6780	0,0130	457	626
21	0,6690	0,0132	465	597
22	0,6678	0,0132	466	571
23	0,6481	0,0137	482	526
24	0,6428	0,0139	486	489
25	0,6359	0,0140	491	456
26	0,6314	0,0142	494	426
27	0,6266	0,0143	497	392
28	0,6250	0,0144	498	374
29	0,6196	0,0146	501	344
30	0,6158	0,0148	503	329
31	0,6060	0,0152	508	310
32	0,5956	0,0156	513	284
33	0,5911	0,0158	515	264
35	0,5857	0,0161	517	219
36	0,5799	0,0165	519	200
37	0,5769	0,0167	520	188
38	0,5671	0,0173	523	175
39	0,5505	0,0183	528	165
41	0,5316	0,0195	533	141
42	0,5236	0,0201	535	130
43	0,5153	0,0206	537	125
44	0,5104	0,0209	538	105
46	0,5052	0,0214	539	96
47	0,4929	0,0226	541	80
48	0,4865	0,0232	542	76
52	0,4743	0,0256	543	39

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice D – Distribuição de probabilidade por tempo, no caso de superior ou mais.

Escolaridade – Superior ou maior.

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9814	0,0017	116	6.131
4	0,9665	0,0023	207	5.871
5	0,9471	0,0029	320	5.524
6	0,9286	0,0033	424	5.232
7	0,9069	0,0038	539	4.810
8	0,8854	0,0043	650	4.553
9	0,8634	0,0046	759	4.281
10	0,8441	0,0050	850	3.994
11	0,8301	0,0052	914	3.794
12	0,8090	0,0055	1.007	3.555

13	0,7934	0,0057	1.071	3.271
14	0,7816	0,0059	1.117	3.044
15	0,7704	0,0061	1.159	2.883
16	0,7573	0,0062	1.206	2.724
17	0,7502	0,0063	1.231	2.614
18	0,7431	0,0064	1.255	2.517
19	0,7333	0,0066	1.287	2.404
20	0,7238	0,0067	1.317	2.290
21	0,7120	0,0069	1.353	2.174
22	0,7038	0,0070	1.377	2.057
23	0,6970	0,0071	1.396	1.931
24	0,6932	0,0072	1.406	1.822
25	0,6856	0,0073	1.425	1.718
26	0,6754	0,0075	1.449	1.592
27	0,6696	0,0076	1.462	1.501
28	0,6658	0,0077	1.470	1.408
29	0,6521	0,0079	1.498	1.333
30	0,6417	0,0082	1.518	1.235
31	0,6373	0,0082	1.526	1.137
32	0,6330	0,0083	1.533	1.046
33	0,6247	0,0086	1.546	974
34	0,6137	0,0088	1.562	898
35	0,6073	0,0090	1.571	842
36	0,6034	0,0091	1.576	782
37	0,5967	0,0093	1.584	713
38	0,5913	0,0095	1.590	662
39	0,5885	0,0096	1.593	613
40	0,5824	0,0098	1.599	575
41	0,5770	0,0100	1.604	538
42	0,5657	0,0104	1.614	502
43	0,5646	0,0105	1.615	472
44	0,5607	0,0106	1.618	437
45	0,5566	0,0108	1.621	405
46	0,5507	0,0111	1.625	375
47	0,5459	0,0113	1.628	338
49	0,5438	0,0115	1.629	269
50	0,5415	0,0117	1.630	232
52	0,5361	0,0122	1.632	198
57	0,5316	0,0129	1.633	118
58	0,5263	0,0138	1.634	100
60	0,5125	0,0165	1.636	74
61	0,4845	0,0221	1.639	52
62	0,4738	0,0241	1.640	44
66	0,4585	0,0278	1.641	30
84	0,2292	0,1627	1.642	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice E – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de não médico.

Profissão – Não médico				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9799	0,0018	125	6095
4	0,9631	0,0024	226	5778
5	0,9412	0,0030	351	5389
6	0,9217	0,0035	459	5083
7	0,8984	0,0040	582	4759
8	0,8766	0,0044	694	4494
9	0,8464	0,0049	843	4181
10	0,8269	0,0052	935	3892
11	0,8117	0,0054	1004	3697
12	0,7905	0,0057	1097	3460
13	0,7723	0,0059	1171	3144
14	0,7610	0,0061	1214	2883
15	0,7495	0,0063	1256	2737
16	0,7385	0,0064	1294	2573
17	0,7291	0,0065	1326	2482
18	0,7228	0,0066	1347	2398
19	0,7113	0,0068	1384	2291
20	0,6998	0,0070	1420	2183
21	0,6915	0,0071	1445	2083
22	0,6863	0,0071	1460	1971
23	0,6756	0,0073	1489	1836
24	0,6710	0,0074	1501	1735
25	0,6616	0,0075	1524	1632
26	0,6507	0,0077	1549	1493
27	0,6447	0,0078	1562	1400
28	0,6423	0,0079	1567	1322
29	0,6301	0,0081	1591	1234
30	0,6209	0,0083	1608	1153
31	0,6157	0,0084	1617	1063
32	0,6088	0,0085	1628	968
33	0,6007	0,0087	1640	889
34	0,5934	0,0089	1650	819
35	0,5880	0,0091	1657	753
36	0,5821	0,0093	1664	693
37	0,5748	0,0095	1672	633
38	0,5670	0,0098	1680	584
39	0,5588	0,0101	1688	539
40	0,5521	0,0103	1694	500
41	0,5417	0,0107	1703	469
42	0,5344	0,0109	1709	435
43	0,5318	0,0110	1711	408

44	0,5260	0,0113	1715	366
45	0,5229	0,0114	1717	339
46	0,5213	0,0115	1718	326
47	0,5140	0,0119	1722	282
49	0,5118	0,0121	1723	227
52	0,5015	0,0132	1726	147
57	0,4948	0,0147	1727	73
61	0,4757	0,0234	1728	25

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice F – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de médico.

Profissão – Médico				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9831	0,0030	32	1.856
4	0,9701	0,0039	56	1.800
5	0,9569	0,0047	80	1.736
6	0,9376	0,0057	114	1.649
7	0,9182	0,0065	145	1.468
8	0,8975	0,0073	177	1.391
9	0,8842	0,0078	197	1.328
10	0,8648	0,0085	225	1.245
11	0,8518	0,0089	243	1.187
12	0,8347	0,0094	266	1.118
13	0,8212	0,0098	283	1.038
14	0,8098	0,0101	297	995
15	0,7997	0,0104	309	946
16	0,7875	0,0107	323	903
17	0,7838	0,0108	327	859
18	0,7744	0,0111	337	821
19	0,7665	0,0113	345	774
20	0,7572	0,0116	354	733
21	0,7368	0,0122	373	688
22	0,7258	0,0125	383	657
23	0,7188	0,0127	389	621
24	0,7163	0,0128	391	576
25	0,7150	0,0128	392	542
26	0,7123	0,0129	394	525
27	0,7080	0,0131	397	493
28	0,7019	0,0133	401	460
29	0,6910	0,0137	408	443
30	0,6827	0,0141	413	411
31	0,6756	0,0144	417	384
32	0,6738	0,0144	418	362
33	0,6680	0,0147	421	349

34	0,6557	0,0153	427	320
35	0,6473	0,0156	431	308
37	0,6449	0,0158	432	268
38	0,6424	0,0159	433	253
41	0,6393	0,0161	434	210
42	0,6204	0,0174	440	197
43	0,6172	0,0176	441	189
45	0,6135	0,0179	442	166
46	0,5970	0,0192	446	145
47	0,5927	0,0195	447	136
48	0,5878	0,0200	448	122
50	0,5820	0,0206	449	99
58	0,5716	0,0227	450	55
60	0,5462	0,0279	452	43
61	0,5158	0,0336	454	34
62	0,5006	0,0359	455	33
66	0,4789	0,0404	456	22
84	0,2394	0,1705	457	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice G – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de gênero feminino.

Gênero – Feminino.				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9774	0,0025	80	3463
4	0,9608	0,0033	137	3301
5	0,9361	0,0042	218	3072
6	0,9127	0,0049	292	2887
7	0,8882	0,0055	366	2672
8	0,8627	0,0061	440	2511
9	0,8421	0,0065	498	2371
10	0,8179	0,0070	563	2191
11	0,7981	0,0074	614	2061
12	0,7780	0,0077	664	1935
13	0,7616	0,0080	702	1760
14	0,7515	0,0082	724	1642
15	0,7386	0,0084	751	1549
16	0,7271	0,0086	774	1456
17	0,7194	0,0087	789	1395
18	0,7114	0,0089	804	1338
19	0,7037	0,0090	818	1283
20	0,6937	0,0092	836	1237
21	0,6832	0,0094	854	1182
22	0,6737	0,0096	870	1125
23	0,6661	0,0097	882	1052

24	0,6628	0,0098	887	1003
25	0,6551	0,0099	898	935
26	0,6462	0,0101	910	872
27	0,6353	0,0103	924	820
28	0,6329	0,0104	927	782
29	0,6211	0,0107	941	739
30	0,6140	0,0108	949	691
31	0,6093	0,0110	954	643
32	0,6031	0,0111	960	584
33	0,5966	0,0113	966	550
34	0,5827	0,0118	978	504
35	0,5753	0,0120	984	469
37	0,5643	0,0124	992	407
38	0,5584	0,0126	996	385
39	0,5554	0,0127	998	365
40	0,5538	0,0128	999	350
41	0,5471	0,0130	1003	328
42	0,5363	0,0135	1009	296
43	0,5344	0,0136	1010	278
44	0,5322	0,0137	1011	246
45	0,5299	0,0138	1012	234
46	0,5251	0,0141	1014	217
47	0,5223	0,0143	1015	190
52	0,5172	0,0151	1016	100
57	0,5079	0,0174	1017	55
58	0,4966	0,0204	1018	44
60	0,4789	0,0262	1019	27
61	0,4523	0,0358	1020	17
66	0,3877	0,0672	1021	6

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice H – Distribuição da probabilidade por tempo, no caso de gênero masculino.

Gênero – Masculino.

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9831	0,0019	77	4.488
4	0,9677	0,0026	145	4.277
5	0,9518	0,0032	213	4.053
6	0,9352	0,0037	281	3.845
7	0,9147	0,0043	361	3.555
8	0,8961	0,0048	431	3.374
9	0,8655	0,0054	542	3.138
10	0,8496	0,0057	597	2.946
11	0,8389	0,0059	633	2.823
12	0,8185	0,0063	699	2.643

13	0,8009	0,0066	752	2.422
14	0,7886	0,0068	787	2.236
15	0,7787	0,0070	814	2.134
16	0,7677	0,0072	843	2.020
17	0,7595	0,0073	864	1.946
18	0,7531	0,0074	880	1.881
19	0,7402	0,0077	911	1.782
20	0,7285	0,0079	938	1.679
21	0,7168	0,0081	964	1.589
22	0,7125	0,0081	973	1.503
23	0,7010	0,0084	996	1.405
24	0,6963	0,0085	1.005	1.308
25	0,6890	0,0086	1.018	1.239
26	0,6801	0,0088	1.033	1.146
27	0,6789	0,0088	1.035	1.073
28	0,6748	0,0089	1.041	1.000
29	0,6628	0,0092	1.058	938
30	0,6523	0,0095	1.072	873
31	0,6459	0,0097	1.080	804
32	0,6408	0,0098	1.086	746
33	0,6325	0,0101	1.095	688
34	0,6285	0,0102	1.099	635
35	0,6233	0,0104	1.104	592
36	0,6153	0,0107	1.111	544
37	0,6141	0,0107	1.112	494
38	0,6074	0,0110	1.117	452
39	0,5987	0,0114	1.123	413
40	0,5908	0,0118	1.128	373
41	0,5808	0,0123	1.134	351
42	0,5706	0,0128	1.140	336
43	0,5671	0,0129	1.142	319
44	0,5614	0,0132	1.145	296
45	0,5573	0,0134	1.147	271
46	0,5508	0,0138	1.150	254
47	0,5413	0,0143	1.154	228
48	0,5387	0,0145	1.155	212
49	0,5359	0,0147	1.156	192
50	0,5328	0,0149	1.157	167
52	0,5251	0,0157	1.159	137
60	0,5157	0,0180	1.160	55
61	0,4923	0,0236	1.162	42
62	0,4786	0,0266	1.163	35
84	0,2393	0,1697	1.164	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice I – Distribuição da probabilidade por tempo para renda abaixo da média.

Renda mensal – Abaixo da média.				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9788	0,0020	113	5213
4	0,9621	0,0026	199	4949
5	0,9407	0,0033	304	4630
6	0,9187	0,0039	408	4342
7	0,8967	0,0044	508	4064
8	0,8726	0,0048	613	3814
9	0,8429	0,0053	738	3541
10	0,8207	0,0057	827	3292
11	0,8055	0,0059	886	3121
12	0,7843	0,0062	965	2922
13	0,7669	0,0065	1025	2657
14	0,7547	0,0067	1065	2455
15	0,7435	0,0068	1100	2336
16	0,7325	0,0070	1133	2188
17	0,7228	0,0071	1161	2104
18	0,7154	0,0072	1182	2029
19	0,7049	0,0074	1211	1936
20	0,6925	0,0076	1244	1842
21	0,6819	0,0077	1271	1739
22	0,6757	0,0078	1286	1640
23	0,6639	0,0080	1313	1515
24	0,6583	0,0081	1325	1425
25	0,6520	0,0082	1338	1340
26	0,6437	0,0084	1354	1245
27	0,6360	0,0085	1368	1157
28	0,6355	0,0085	1369	1105
29	0,6252	0,0087	1386	1037
30	0,6208	0,0088	1393	985
31	0,6168	0,0089	1399	921
32	0,6096	0,0091	1409	851
33	0,6035	0,0093	1417	786
34	0,5952	0,0095	1427	722
35	0,5899	0,0097	1433	660
36	0,5832	0,0099	1440	610
37	0,5739	0,0102	1449	558
38	0,5651	0,0105	1457	510
39	0,5557	0,0108	1465	473
40	0,5508	0,0110	1469	449
41	0,5392	0,0114	1478	420
42	0,5309	0,0118	1484	385
43	0,5280	0,0119	1486	360

44	0,5216	0,0122	1490	327
45	0,5165	0,0124	1493	303
46	0,5129	0,0126	1495	287
47	0,5090	0,0128	1497	259
49	0,5065	0,0129	1498	207
52	0,5029	0,0133	1499	138
57	0,4956	0,0150	1500	68
58	0,4866	0,0172	1501	54
60	0,4731	0,0214	1502	35
61	0,4562	0,0265	1503	27

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice J – Distribuição da probabilidade por tempo para renda acima da média.

Renda mensal – Acima da média.				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9842	0,0024	44	2.738
4	0,9698	0,0033	83	2.629
5	0,9530	0,0041	127	2.495
6	0,9381	0,0047	165	2.390
7	0,9152	0,0055	219	2.163
8	0,8983	0,0060	258	2.071
9	0,8787	0,0066	302	1.968
10	0,8641	0,0070	333	1.845
11	0,8506	0,0073	361	1.763
12	0,8320	0,0078	398	1.656
13	0,8155	0,0082	429	1.525
14	0,8058	0,0084	446	1.423
15	0,7946	0,0087	465	1.347
16	0,7831	0,0089	484	1.288
17	0,7781	0,0091	492	1.237
18	0,7716	0,0092	502	1.190
19	0,7608	0,0095	518	1.129
20	0,7524	0,0097	530	1.074
21	0,7402	0,0099	547	1.032
22	0,7328	0,0101	557	988
23	0,7266	0,0103	565	942
24	0,7250	0,0103	567	886
25	0,7155	0,0106	578	834
26	0,7055	0,0108	589	773
27	0,7036	0,0109	591	736
28	0,6954	0,0111	599	677
29	0,6805	0,0116	613	640
30	0,6633	0,0121	628	579
31	0,6546	0,0124	635	526

32	0,6519	0,0125	637	479
33	0,6419	0,0129	644	452
34	0,6328	0,0132	650	417
35	0,6250	0,0135	655	401
38	0,6231	0,0136	656	327
40	0,6186	0,0139	658	274
41	0,6162	0,0140	659	259
42	0,6016	0,0149	665	247
43	0,5991	0,0150	666	237
46	0,5895	0,0158	669	184
47	0,5785	0,0167	672	159
48	0,5746	0,0170	673	147
50	0,5695	0,0177	674	110
52	0,5582	0,0190	676	99
60	0,5466	0,0219	677	47
61	0,5144	0,0302	679	32
62	0,4978	0,0335	680	30
66	0,4729	0,0400	681	19
84	0,2365	0,1684	682	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice K – Distribuição da probabilidade por tempo para riscos A ou B.

Risco de mercado – A ou B.

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9860	0,0014	103	7.244
4	0,9729	0,0019	196	6.905
5	0,9567	0,0024	306	6.498
6	0,9402	0,0029	414	6.149
7	0,9207	0,0033	534	5.684
8	0,9009	0,0037	652	5.374
9	0,8804	0,0041	770	5.052
10	0,8628	0,0044	866	4.707
11	0,8503	0,0046	932	4.479
12	0,8348	0,0048	1.010	4.216
13	0,8184	0,0051	1.087	3.846
14	0,8112	0,0052	1.119	3.575
15	0,8027	0,0053	1.155	3.399
16	0,7943	0,0055	1.189	3.214
17	0,7887	0,0055	1.211	3.099
18	0,7829	0,0056	1.233	2.988
19	0,7748	0,0058	1.263	2.853
20	0,7663	0,0059	1.293	2.728
21	0,7582	0,0060	1.321	2.600
22	0,7536	0,0061	1.336	2.470

23	0,7465	0,0062	1.358	2.314
24	0,7434	0,0063	1.367	2.182
25	0,7380	0,0064	1.382	2.060
26	0,7300	0,0066	1.403	1.914
27	0,7244	0,0067	1.417	1.798
28	0,7210	0,0068	1.425	1.691
29	0,7108	0,0070	1.448	1.597
30	0,7027	0,0072	1.465	1.492
31	0,6967	0,0073	1.477	1.378
32	0,6918	0,0075	1.486	1.266
33	0,6836	0,0077	1.500	1.176
34	0,6755	0,0079	1.513	1.080
35	0,6702	0,0081	1.521	1.006
36	0,6659	0,0082	1.527	929
37	0,6628	0,0083	1.531	854
38	0,6569	0,0085	1.538	792
39	0,6507	0,0088	1.545	734
40	0,6470	0,0089	1.549	684
41	0,6390	0,0092	1.557	643
42	0,6286	0,0097	1.567	604
43	0,6253	0,0098	1.570	569
44	0,6229	0,0099	1.572	518
45	0,6203	0,0100	1.574	483
46	0,6149	0,0103	1.578	451
47	0,6072	0,0107	1.583	398
52	0,6020	0,0113	1.585	229
57	0,5973	0,0121	1.586	126
58	0,5918	0,0132	1.587	108
60	0,5842	0,0151	1.588	77
61	0,5640	0,0202	1.590	56
62	0,5518	0,0232	1.591	45
66	0,5340	0,0284	1.592	30
84	0,2670	0,1893	1.593	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice L – Distribuição da probabilidade por tempo para riscos C, D, E, F, G ou H.

Risco de mercado – C, D, E, F, G ou H.				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9290	0,0093	54	707
4	0,8869	0,0115	86	673
5	0,8349	0,0135	125	627
6	0,7889	0,0149	159	583
7	0,7424	0,0160	193	543
8	0,7065	0,0167	219	511

9	0,6356	0,0177	270	457
10	0,6020	0,0181	294	430
11	0,5723	0,0183	315	405
12	0,5179	0,0186	353	362
13	0,4972	0,0186	367	336
14	0,4593	0,0187	392	303
15	0,4319	0,0187	410	284
16	0,4042	0,0186	428	262
17	0,3821	0,0185	442	242
18	0,3677	0,0184	451	231
19	0,3434	0,0182	466	212
20	0,3181	0,0180	481	188
21	0,2908	0,0177	497	171
22	0,2735	0,0175	507	158
23	0,2507	0,0171	520	143
24	0,2414	0,0170	525	129
25	0,2237	0,0167	534	114
26	0,2115	0,0165	540	104
27	0,2072	0,0165	542	95
28	0,2049	0,0165	543	91
29	0,1863	0,0162	551	80
30	0,1742	0,0161	556	72
31	0,1717	0,0160	557	69
32	0,1640	0,0159	560	64
33	0,1614	0,0159	561	62
34	0,1536	0,0157	564	59
35	0,1456	0,0156	567	55
36	0,1430	0,0155	568	53
37	0,1292	0,0152	573	47
38	0,1237	0,0150	575	45
39	0,1210	0,0149	576	44
40	0,1151	0,0148	578	39
41	0,1090	0,0146	580	36
42	0,1017	0,0145	582	28
44	0,0939	0,0144	584	24
45	0,0898	0,0144	585	22
46	0,0855	0,0143	586	20
48	0,0810	0,0142	587	18
49	0,0756	0,0143	588	14
50	0,0693	0,0144	589	11
52	0,0616	0,0147	590	8
60	0,0514	0,0154	591	5
61	0,0385	0,0161	592	3

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice M – Distribuição da probabilidade por tempo para não Serasa.

Serasa - Não consta				
Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9853	0,0015	90	6032
4	0,9748	0,0020	152	5761
5	0,9614	0,0025	228	5467
6	0,9432	0,0031	328	5160
7	0,9253	0,0035	420	4761
8	0,9088	0,0039	502	4512
9	0,8901	0,0043	591	4244
10	0,8711	0,0047	677	3945
11	0,8588	0,0049	731	3761
12	0,8412	0,0052	805	3533
13	0,8261	0,0055	864	3245
14	0,8163	0,0056	900	3000
15	0,8059	0,0058	937	2846
16	0,7988	0,0059	961	2700
17	0,7911	0,0061	986	2587
18	0,7845	0,0062	1007	2490
19	0,7773	0,0063	1029	2375
20	0,7692	0,0065	1053	2267
21	0,7625	0,0066	1072	2162
22	0,7547	0,0068	1093	2044
23	0,7481	0,0069	1110	1925
24	0,7469	0,0069	1113	1827
25	0,7443	0,0070	1119	1726
26	0,7374	0,0071	1134	1610
27	0,7321	0,0072	1145	1522
28	0,7286	0,0073	1152	1430
29	0,7184	0,0076	1171	1349
30	0,7072	0,0079	1191	1254
31	0,7036	0,0080	1197	1170
32	0,6997	0,0081	1203	1076
33	0,6928	0,0083	1213	1007
34	0,6825	0,0086	1227	926
35	0,6786	0,0087	1232	880
36	0,6728	0,0089	1239	813
37	0,6674	0,0091	1245	743
38	0,6636	0,0093	1249	694
39	0,6595	0,0094	1253	645
40	0,6540	0,0097	1258	596
41	0,6448	0,0101	1266	559
42	0,6326	0,0106	1276	518
43	0,6300	0,0107	1278	487

44	0,6286	0,0108	1279	440
46	0,6253	0,0110	1281	385
47	0,6164	0,0115	1286	345
49	0,6142	0,0117	1287	284
50	0,6117	0,0119	1288	239
52	0,6025	0,0128	1291	198
58	0,5963	0,0141	1292	96
60	0,5798	0,0179	1294	70
61	0,5463	0,0252	1297	49
62	0,5330	0,0279	1298	40
66	0,5139	0,0328	1299	27
84	0,2570	0,1824	1300	1

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice N – Distribuição da probabilidade por tempo para Serasa.

Serasa – Consta

Tempo	Probabilidade de sobrevivência	Desvio Padrão	Quantidade de eventos acumulados	Expostos
3	0,9663	0,0041	67	1.919
4	0,9339	0,0056	130	1.817
5	0,8945	0,0070	203	1.658
6	0,8712	0,0077	245	1.572
7	0,8359	0,0086	307	1.466
8	0,7998	0,0094	369	1.373
9	0,7522	0,0102	449	1.265
10	0,7313	0,0105	483	1.192
11	0,7105	0,0108	516	1.123
12	0,6830	0,0112	558	1.045
13	0,6604	0,0115	590	937
14	0,6450	0,0117	611	878
15	0,6322	0,0119	628	837
16	0,6102	0,0122	656	776
17	0,6014	0,0123	667	754
18	0,5933	0,0124	677	729
19	0,5741	0,0126	700	690
20	0,5561	0,0128	721	649
21	0,5342	0,0131	746	609
22	0,5306	0,0131	750	584
23	0,5132	0,0133	768	532
24	0,5018	0,0134	779	484
25	0,4824	0,0137	797	448
26	0,4686	0,0138	809	408
27	0,4624	0,0139	814	371
28	0,4598	0,0140	816	352

29	0,4436	0,0143	828	328
30	0,4407	0,0143	830	310
31	0,4298	0,0145	837	277
32	0,4199	0,0147	843	254
33	0,4110	0,0150	848	231
34	0,4072	0,0151	850	213
35	0,3941	0,0155	856	181
37	0,3868	0,0158	859	158
38	0,3737	0,0163	864	143
39	0,3628	0,0167	868	133
40	0,3600	0,0168	869	127
41	0,3541	0,0170	871	120
42	0,3480	0,0173	873	114
43	0,3448	0,0174	874	110
44	0,3350	0,0178	877	102
45	0,3246	0,0182	880	94
46	0,3137	0,0187	883	86
48	0,3085	0,0191	884	59
57	0,2938	0,0232	885	20

Fonte: Base de dados do Sistema Unicred Norte-Nordeste (2015).

Apêndice O – Autorização para utilização dos dados da Unicred Norte e Nordeste.



Universidade Federal da Paraíba
 Centro de Ciências Sociais e Aplicadas
 Departamento de Finanças e Contabilidade
 Curso de Ciência Atuariais



Eu, **Gabriel Porto Montenegro Henriques**, aluno da graduação em Ciências Atuariais na Universidade Federal da Paraíba, matrícula: 11217397, CPF: 093.963.374-47, solicito a autorização da utilização de uma amostra das operações de crédito realizadas em cooperativas do Sistema Unicred Norte e Nordeste, (CNPJ: 70.119.680/0001-42), para realização de um estudo sobre análise de crédito que será direcionado para o trabalho de conclusão do curso de graduação. O estudo será orientado pelo professor **Victor Hugo Dias Diógenes**, CPF: 011.690.624-21, Departamento de Finanças e Contabilidade e matrícula SIAPE: 1045286

Ressaltando que os dados que foram disponibilizados não possuem identificação da cooperativa e dos cooperados, não é possível distinguir o indivíduo da operação, os dados foram exclusivos das operações, garantindo assim, todo o sigilo necessário.



 Gabriel Porto Montenegro Henriques



 Victor Hugo Dias Diógenes



 Ricardo Zaccarias Farias
 Gerente de Desenvolvimento
 UNICRED CENTRAL N/NE



 Isidoro Aguiar da Silva
 Gerente Adj. Finanças
 UNICRED CENTRAL N/NE